



Universidad Nacional Autónoma de México
Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración

**Predicción del Desempeño Financiero de las Empresas del Sector
de Productos de Consumo Frecuente que Cotiza en la Bolsa
Mexicana de Valores**

T e s i s

Que para optar por el grado de:

Doctor en Ciencias de la Administración

Presenta:
Raul Mejia Ramirez

Comité Tutor

Tutor principal: **Dr. José Antonio Echenique García**
Universidad Nacional Autónoma de México

Dr. Eduardo Villegas Hernández
Universidad Nacional Autónoma de México

Dr. Txomin Iturralde Jainaga
Universidad del País Vasco

Ciudad de México, mayo de 2019.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Dedicatoria

A Dios:

Que siempre ha estado conmigo en todo momento de mi vida y quién hace que todo esto sea posible. Gracias por permitirme llegar a esta etapa y por todas las enseñanzas de superación personal y espiritual que me trae consigo esta tesis.

A mi esposa Araceli:

Con todo mi corazón; ya que sin su conocimiento, temple, ayuda, consejos y amor, no hubiera sido posible concluir esta meta. Tú eres parte importante en mi vida, gracias por compartir la vida conmigo.

A mis padres y hermanos:

Por estar a mi lado, compartir éxitos y fracasos, por darme la oportunidad de continuar mis estudios. Todos son algo apreciado en mi vida. A ustedes, más que a nadie les dedico este trabajo.

A mi suegro Máximo:

Por todo el apoyo incondicional brindado durante la realización de este proyecto y por todos esos momentos agradables.

Agradecimientos

A mis padres, a mis hermanos, a mi esposa y a mi suegro por apoyarme en la culminación de una de mis más grandes metas y por estar siempre a mi lado. Muchas gracias.

A la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) y en especial a la Facultad de Contaduría y Administración por abrirme las puertas y por todo el conocimiento adquirido.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por todo el apoyo brindado durante mis estudios de doctorado.

Al Instituto Tecnológico Superior de la Costa Chica (ITSCCH), por todo el apoyo brindado durante mis estudios de doctorado.

Al Dr. José Antonio Echenique García por aceptar ser mi tutor principal, por su valiosa dirección, confianza y paciencia en la realización de esta tesis; por su invaluable apoyo moral y académico. Muchas gracias Dr. José Antonio.

Al Dr. Eduardo Villegas Hernández por aceptar ser miembro del comité tutor, por sus excelentes sugerencias, comentarios en la realización de esta tesis, por todo el apoyo moral y por todo el conocimiento aportado. Muchas gracias Dr. Eduardo.

Al Dr. Txomin Iturralde Jainaga por aceptar ser miembro del comité tutor, por sus excelentes sugerencias, por su apoyo durante mi estancia de investigación en la Universidad del País Vasco/Euskal Herriko Unibertsitatea (UPV/EHU) y por todo el conocimiento aportado. Muchas gracias Dr. Txomin.

A la Dra. Nadima Simón Domínguez por aceptar ser mi lector, por sus excelentes sugerencias y por aceptarme en el Seminario de Métodos de investigación en las disciplinas financiero-administrativas. Muchas gracias Dra. Nadima.

Al Dr. Raul Arturo Cornejo López por aceptar ser mi lector, por su interés para con esta tesis y por sus excelentes sugerencias. Muchas gracias Dr. Raul.

Al C.P. Juan José Oscar Guillén Apreza porque sin su apoyo y su visión, este proyecto no hubiera sido posible. Muchas gracias contador Juan José.

A la Mtra. Hortencia Montero Mayren por todas sus atenciones, por el apoyo brindado para la realización de este proyecto y por confiar siempre en mí. Muchas gracias Mtra. Hortencia.

Y a todas aquellas personas, que de alguna u otra manera, han aportado su granito de arena para que este proyecto se realice con éxito. Muchas gracias.

*

Índice de Contenido

Dedicatoria	ii
Agradecimientos	iii
Resumen	xvii
Abstract	xviii
Capítulo 1. Estructura General de la Tesis	19
1.1. Introducción	19
1.2. Planteamiento del Problema.	24
1.3. Justificación.	28
1.4. Preguntas de Investigación, Objetivos e Hipótesis.	31
1.5. Importancia de la Investigación	32
Capítulo 2. Marco Teórico	33
2.1. Desempeño Financiero, Modelos y Variables Explicativas	33
2.2. Determinación de las Variables Independientes.	38
2.3. Revisión de la Literatura sobre Modelos de Predicción del Desempeño Empresarial	46
2.3.1. Etapa Descriptiva	55
2.3.2. Etapa Predictiva	57
2.4. Principales Investigaciones en México	72
2.5. Indicadores para Medir el Valor en las Empresas	75

2.5.1. Generación de Valor.....	75
2.5.2. Generación Económica Operativas (GEO).	76
2.6. Categorías de las Razones Financieras.	77
2.6.1. Razones de Liquidez.....	81
2.6.2. Razones de Apalancamiento Financiero	84
2.6.3. Razones de Solvencia.....	87
2.6.4. Razones de Actividad.....	89
2.6.5. Razones de Rentabilidad.....	91
2.6.6. Razones de Flujo de Caja.	94
2.6.7. Razones de Mercado	98
2.7. Lista de Razones Financieras Importantes para el Análisis de Inventarios.....	99
2.8. Análisis de Componentes Principales	102
2.8.1. Análisis de la Matriz de Correlaciones	103
2.8.2. Selección de los Factores.....	103
2.8.3. Análisis de la Matriz Factorial	104
2.9. Ecuaciones de Estimación Generalizadas.....	104
2.9.1. Datos Longitudinales o Datos de Panel	106
2.9.2. Marco Teórico Ecuaciones de Estimación Generalizadas.....	116
2.10. Redes Neuronales Artificiales.....	124
2.10.1. Enfoques de Aplicación de las RNA.....	126

2.10.2. Neurona Biológica	126
2.10.3. Conceptualización de Neurona Artificial	129
2.10.4. El enfoque de sistemas vinculado con el proceso de una RNA.	131
2.10.5. Conceptualización de las Redes Neuronales Artificiales.	135
2.10.6. Ventajas y desventajas de las Redes Neuronales Artificiales.....	137
Capítulo 3. Metodología de la investigación	140
3.1. Tipo de Investigación.....	140
3.2. Método	141
3.3. Recopilación de la Información.....	144
3.4. Procesamiento de la información	149
3.5. Determinación de la Variable Dependiente.	149
3.6. Resultados Deseados	154
3.7. Impacto Esperado	154
Capítulo 4. Resultados y análisis	154
4.1. Análisis Descriptivo de las Variables Independientes.....	154
4.2. Razones financieras	158
4.3. Análisis Preliminar (ACP)	166
4.3.1. Extracción de factores.....	171
4.3.2 Rotación de los factores.....	175

4.4. Resultados: Predicción del desempeño financiero mediante el análisis de datos de panel.	180
4.4.1. Modelo de Efectos Fijos.....	180
4.4.2. Modelo de Efectos Aleatorios	181
4.5. Resultados: Predicción del desempeño financiero, mediante Redes Neuronales Artificiales (RNA).....	183
Conclusiones	190
Limitaciones y recomendaciones	194
Bibliografía	197
Anexos	220

Índice de Tablas

Tabla 1. Matriz de congruencia de la investigación	31
Tabla 2. Ejemplos de criterios declarados para la selección de razones financieras	39
Tabla 3. Razones financieras más frecuentes	44
Tabla 4. Resumen de resultados sobre razones financieras más frecuentes	45
Tabla 5. Empresas del sector de productos de consumo frecuente de la BMV contempladas en el estudio	143
Tabla 6. Elementos del balance general utilizados en esta investigación	145
Tabla 7. Elementos del estado de situación financiera utilizado en esta investigación	147
Tabla 8. Elementos del flujo de efectivo utilizado en esta investigación	147
Tabla 9. Clasificación de las empresas del sector de productos de consumo frecuente	152
Tabla 10. Estadísticos descriptivos	155
Tabla 11. Correlaciones de las tres primeras razones financieras.....	167
Tabla 12. Prueba de KMO y Bartlett.....	168
Tabla 13. Matriz anti-imagen para las tres primeras razones financieras.....	168
Tabla 14. Comunalidades.....	169
Tabla 15. Varianza total explicada.....	171
Tabla 16. Matriz de componente.....	174
Tabla 17. Matriz de componente rotado ^a	176
Tabla 18. Matriz factorial	178
Tabla 19. Modelo de Efectos Fijos.....	180
Tabla 20. Modelo de Efectos Aleatorios	182

Tabla 21. Resumen del procesamiento de los casos	183
---	-----

Índice de Figuras

Figura 1. Participación del sector de productos de consumo frecuente en la formación del IPC.....	30
Figura 2. Indicadores del desempeño en una organización..	37
Figura 3. Partes de una neurona biológica.....	128
Figura 4. Neurona de una RNA..	131
Figura 5. Conceptualización de una Neuronal Artificial como un sistema.....	132
Figura 6. Esquema jerárquico de un sistema de red neuronal artificial de aprendizaje supervisado.....	136
Figura 7. Rendimiento promedio anual del precio de las acciones de las empresas en estudio..	151
Figura 8. Rendimientos promedios anuales de las acciones de las empresas estudiadas.....	152
Figura 9. Gráfico Box-Plot para el Circulante, Prueba de Ácido, Prueba Rápida, Endeudamiento Total y Apalancamiento..	155
Figura 10. Histograma de frecuencias para la razón circulante.	160
Figura 11. Histograma de frecuencias para la razón Prueba de Ácido.....	161
Figura 12. Histograma de frecuencias para la razón Prueba Rápida..	162
Figura 13. Histograma de frecuencias para la razón Endeudamiento Total.....	163
Figura 14. Razón Circulante a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio..	164
Figura 15. Razón Endeudamiento Total a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio..	165

Figura 16. Razón Rotación del Activo a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio.....	166
Figura 17. Gráfico de sedimentación.....	172
Figura 18. Gráfico de componentes en espacio rotado. F.	179
Figura 19. Diagrama de red..	186
Figura 20. Importancia normalizada..	190

Índice de Ecuaciones

Ecuación 1. Modelo Altman	62
Ecuación 2. Generación Económica de Operativa.....	76
Ecuación 3. Utilidad por acción	77
Ecuación 4. Razón Circulante	82
Ecuación 5. Activo Circulante a Activo Total.....	83
Ecuación 6. Razón de Activo Circulante a Pasivo Total	83
Ecuación 7. Razón de Activo Circulante.....	83
Ecuación 8. Prueba Ácida.....	84
Ecuación 9. Variación del Flujo de Efectivo a Pasivo Total.....	84
Ecuación 10. Razón de Endeudamiento.....	85
Ecuación 11. Intereses Pagados a Pasivos con Costo	85
Ecuación 12. Razón de Pasivos Monetarios Extranjeros a Pasivo Total	86
Ecuación 13. Razón de Capital Contable a Activo Total.....	86
Ecuación 14. Pasivo Circulante a Activo Total	86
Ecuación 15. Razón de Pasivo Total a Capital Contable.....	87
Ecuación 16. Razón de Ventas Netas a Capital de Trabajo.....	87
Ecuación 17. Razón de Intereses Pagados a Utilidades de Operación	88
Ecuación 18. Razón de Pasivo a Largo Plazo a Activo Fijo.....	88
Ecuación 19. Razón de Ventas Netas a Pasivo Total	89
Ecuación 20. Razón de Rotación de Activos Totales	89
Ecuación 21. Razón de Rotación de Activos Fijos.....	90
Ecuación 22. Razón de Rotación de Inventarios.....	90

Ecuación 23. Razón de Cuentas por Cobrar.....	90
Ecuación 24. Periodo de Cobranza	91
Ecuación 25. Margen Neto de Utilidad.....	92
Ecuación 26. Rendimiento de la Inversión	92
Ecuación 27. Rendimiento de la Inversión de los Accionistas	92
Ecuación 28. Rotación del Activo Fijo	93
Ecuación 29. Utilidades de Operación a Activos Totales.....	93
Ecuación 30. Dividendos de Resultados Netos.....	93
Ecuación 31. Costo de Inversión a Utilidades Netas	94
Ecuación 32. Flujo Derivado del Resultado Neto a Ventas Netas.....	95
Ecuación 33. Flujo de Cambios en el Capital de Trabajo a Ventas Netas.....	95
Ecuación 34. Recursos Generados o Utilizados por la Operación a Intereses Pagados	96
Ecuación 35. Financiamiento Ajeno a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento	96
Ecuación 36. Financiamiento Propio a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento	96
Ecuación 37. Adquisición de Inmuebles, Planta y Equipo a Recursos Generados (utilizados) en Actividades de Inversión	97
Ecuación 38. Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Total	97
Ecuación 39. Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Circulante	97
Ecuación 40. Razón de Valor en Libros por Acción.....	98
Ecuación 41. Razón de Precio a Utilidad.....	99

Ecuación 42. Precio de Mercado a Valor en Libros	99
Ecuación 43. Valor en Libro de la Acción	99

Índice de Anexos

Anexo 1. Evolución histórica de los modelos de predicción del desempeño financiero	
.....	220

Resumen

El objetivo general de esta tesis es determinar el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores, con la finalidad de obtener una mejor comprensión del comportamiento financiero de dichas empresas y poder identificar variables que hacen que dichas empresas tengan un desempeño financiero bajo, medio o alto. Para el logro del objetivo general, se recopilaron los estados financieros que van del año 2002 al año 2017, con periodicidad trimestral. Las empresas contempladas en esta tesis son: AC, BACHOCO, BAFAR, BIMBO, CHDRAUI, CULTIBA, FEMSA, GIGANTE, GRUMA, HERDEZ, KIMBER, KOF, LALA, MINSA, SORIANA, WALMEX. La metodología empleada se basa en la contrastación empírica de dos técnicas distintas. Por un lado, la técnica paramétrica perteneciente al análisis estadístico multivariante conocida como Ecuaciones de Estimación Generalizadas de datos de panel y por otro lado, la técnica no paramétrica perteneciente al campo de la inteligencia artificial conocida como Redes Neuronales Artificiales. Los resultados muestran que las razones financieras más significativas en cuanto a predicción del desempeño financiero son las referentes a la Liquidez, RION, Eficiencia, Rotación del activo, Tasa de Provisiones, Endeudamiento, Inversión, Crecimiento y Costo de oportunidad, las cuales se muestran como factores y son la aportación de esta investigación. Estos resultados fueron arrojados por la técnica de Redes Neuronales Artificiales, la cual contempla una mayor precisión en la predicción del desempeño financiero comparado con Ecuaciones de Estimación Generalizadas de datos de panel.

Abstract

The general objective of this thesis is to determine the model that most accurately predicts the financial performance of companies in the sector of products of frequent consumption that are listed on the Mexican Stock Exchange, in order to obtain a better understanding of the financial behavior of said companies. companies and to be able to identify variables that cause these companies to have a low, medium or high financial performance. For the achievement of the general objective, the financial statements that go from the year 2002 to the year 2017 were compiled, with periodicity quarterly. The companies covered in this thesis are: AC, BACHOCO, BAFAR, BIMBO, CHDRAUI, CULTIBA, FEMSA, GIANT, GRUMA, HERDEZ, KIMBER, KOF, LALA, MINSA, SORIANA, WALMEX. The methodology used is based on the empirical testing of two different techniques. On the one hand, the parametric technique belonging to the multivariate statistical analysis known as Generalized Estimation Equations of panel data and, on the other hand, the nonparametric technique belonging to the field of artificial intelligence known as Artificial Neural Networks. The results show that the most significant financial ratios in predicting financial performance are those related to Liquidity, RION, Efficiency, Rotation of assets, Provisions, Indebtedness, Investment, Growth and Opportunity costs, which are shown as factors and are the contribution of this research. These results were thrown by the Artificial Neural Networks technique, which contemplates a greater precision in the prediction of financial performance compared with Generalized Estimation Equations of panel data.

Capítulo 1. Estructura General de la Tesis

1.1. Introducción

Actualmente el proceso de transformación que traen consigo los avances tecnológicos, la automatización de los procesos, el desarrollo económico, el crecimiento de muchas empresas, dificulta la permanencia y el progreso de los negocios en su entorno. Las exigencias implícitas en estos cambios hacen indispensable que las unidades empresariales estén preparadas para gestionar sus recursos financieros de manera adecuada. De tal forma, que se tomen decisiones financieras conforme los objetivos de la empresa.

Sin embargo, las organizaciones son vulnerables a sufrir algún desequilibrio imprevisto en el desempeño financiero, caracterizado por insolvencia y poca liquidez, como producto de políticas financieras no adecuadas; de este modo, toda empresa debe conocer su condición financiera para identificar los problemas existentes, variaciones importantes y los factores que los ocasionan, para ello debe disponer de herramientas apropiadas que le permiten detectar errores y aplicar los correctivos adecuados, predecir el futuro y lograr una planeación idónea.

Las Bolsas de Valores son un indicador de la situación económica de un país para determinar su estabilidad, puesto que proporcionan información objetiva de los valores accionarios de empresas que cotizan en ellas, lo cual permite a los inversionistas realizar transacciones bursátiles.

En México la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) forma parte importante del sistema financiero mexicano, el cual tiene dentro de su estructura instituciones de

carácter regulador así como organismos descentralizados y desconcentrados. La BMV se conforma por empresas clasificadas en 10 sectores: energía, materiales, Industrial, servicios y bienes de consumo no básico, productos de consumo frecuente, salud, servicios financieros, tecnología de la información, servicios de telecomunicaciones y servicios públicos.

Cabe destacar que, las empresas que cotizan en la BMV se caracterizan por ser económicamente estables, generan gran número de empleos, poseen gran capacidad de expansión y crecimiento, y la información financiera de éstas está disponible.

Por tal motivo, resulta trascendente, medir el desempeño financiero de las empresas ya que este impacta de manera directa en otras variables de la economía nacional, puesto que el fracaso o éxito empresarial implica el deterioro o mejoramiento de una sociedad en general, pues impacta en el crecimiento del PIB, en su fuerza laboral, en la inversión y la distribución del ingreso. Adicionalmente, se generan de manera prácticamente automática pérdidas o ganancias al sector industrial al que ésta pertenezca, lo cual desencadena en la escasez o no de los bienes o productos que la empresas ponen a disposición de los mercados. Asimismo, el entorno actual de incertidumbre económica obliga a las empresas a estudiar y controlar de forma constante su riesgo de crédito y liquidez. De allí que los investigadores, analistas financieros, entre otros agentes económicos y sociales, estén interesados en identificar las variables que determinen una posible situación de fracaso empresarial, dando prioridad a la detección y prevención de estas situaciones.

Así pues, en los últimos 40 años, el tema del fracaso empresarial y la posibilidad de predicción, ha tomado gran relevancia en la investigación dentro del paradigma de

la utilidad de la información contable, y su desarrollo ha dado como resultado un gran bagaje aplicativo empírico, pero aún no se ha desarrollado una teoría económica suficiente del mismo (Ronco, Marí-Vidal, & Seguí-Mas, 2011). Sin embargo, las diferentes opiniones y aportes empíricos han enriquecido aún más el tema. Asimismo, los estudios del fracaso empresarial son actualmente decisivos para prevenir y encauzar las decisiones de los diferentes usuarios de la información contable, de allí su importancia en la detección oportuna de variables financieras que estimen una posible situación de fracaso o éxito, tanto para la protección de sus intereses económicos, su preservación y la gestión efectiva de la empresa. Debido a que las implicaciones sociales y económicas que pueden generar el éxito o fracaso de la empresa son de interés para todos los estamentos de la sociedad, pues no solo es causado por las grandes empresas o grupos empresariales.

En este sentido, para la toma de decisiones, el administrador financiero requiere contar con una metodología que le permita conocer con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas que cotizan en la BMV, sin embargo, pese a que en la actualidad, se han utilizado diferentes metodologías para identificar las razones financieras que hacen que las empresas que cotizan en la BMV tengan un desempeño financiero bajo, medio o alto, no se ha encontrado aquella que mida con toda precisión el desempeño financiero (García, 2014). Por tanto, resulta necesario, recurrir a diferentes técnicas de las utilizadas que permitan identificar qué empresas pueden tener o no un buen desempeño dentro en la BMV.

El análisis financiero constituye la herramienta más efectiva para evaluar el desempeño financiero de una empresa a lo largo de un ejercicio específico y para

comparar sus resultados con los de otras empresas del mismo ramo que presenten características similares, pues sus fundamentos y objetivos se centran en la obtención de relaciones cuantitativas propias del proceso de toma de decisiones, mediante la aplicación de técnicas de diferentes tipos sobre datos aportados por la contabilidad, que a su vez son transformados para ser analizados e interpretarlos.

Los estados financieros permiten verificar la opinión acerca de los resultados operativos y condiciones financieras de la empresa. Las razones financieras sirven como insumo principal en los diversos modelos existentes para clasificar y predecir el desempeño de las empresas.

La presente tesis doctoral tiene como objetivo general determinar el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV, con la finalidad identificar las variables que hacen que dichas empresas tengan un desempeño financiero bajo, medio o alto, y de esta forma puedan trabajar en ellas para incrementar su valor agregado y mejorar su desempeño financiero.

Para lograr el objetivo planteado, se han utilizado 37 variables explicativas, calculadas para las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV. Las empresas contempladas en esta investigación son: AC, BACHOCO, BAFAR, BIMBO, CHDRAUI, CULTIBA, FEMSA, GIGANTE, GRUMA, HERDEZ, KIMBER, KOF, LALA, MINSA, SORIANA, WALMEX.

Es importante mencionar que se ha considerado un horizonte temporal que va del año 2002 al año 2017, con periodicidad trimestral, para cada una de las empresas en

estudio, consiguiendo de esta manera, una estructura de datos panel o datos longitudinales.

Por lo anterior, se propone realizar dicho estudio con base en la contrastación empírica de dos técnicas distintas. La primera, es la técnica paramétrica perteneciente al análisis estadístico multivariante conocida como Ecuaciones de Estimación Generalizadas (EEG) de datos panel y la segunda, es la técnica no paramétrica perteneciente al campo de la inteligencia artificial (IA) conocida como Redes Neuronales Artificiales (RNA).

Con el fin de alcanzar los objetivos planteados, responder las preguntas de investigación y abordar las hipótesis, la presente tesis se divide en 5 capítulos, los cuales se detallan a continuación:

El capítulo 1 presenta la estructura general de la tesis, se plantea el problema de investigación, justificación, matriz de congruencia con sus respectivas preguntas de investigación, objetivos e hipótesis, la importancia de la investigación, así como los alcances y las limitaciones de esta investigación.

El capítulo 2 compone el marco teórico relacionado al desempeño financiero. Aquí se define el desempeño financiero, las etapas que han realizado diferentes investigadores sobre este concepto, así como las diferentes etapas y modelos del desempeño financiero y sus principales enfoques. Además se realiza una revisión a la literatura de los modelos financieros realizados en la última década a nivel internacional y en México fundamentados en este concepto. En este mismo capítulo se describen las razones financieras. Finalmente, en este capítulo se describen las técnicas de Análisis

de Componentes Principales (ACP), EEG y RNA utilizadas para lograr el objetivo de esta investigación.

Por otro lado, el capítulo 3 corresponde a la metodología empleada en esta investigación. En este se menciona el tipo de investigación, el método a utilizar, la recopilación y el procesamiento de la información para poder medir el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV a partir del año 2002 al año 2017. Además, se determina la variable dependiente, se establecen los resultados deseados y el impacto esperado.

En el capítulo 4 presenta los resultados y análisis del desempeño financiero del sector en estudio. Aquí se muestran los criterios que hacen que una empresa sea considerada con nivel de desempeño financiero bajo, medio o alto, la determinación de las razones financieras de las empresas que pertenecen al sector. Por último, la construcción y análisis de los modelos que predicen dicho desempeño, aplicando la técnica de ACP para reducir la dimensionalidad y encontrar los factores de las variables para después alimentar los modelos basados en las técnicas de EEG y RNA.

Finalmente, se presentan las conclusiones, limitaciones y recomendaciones de esta investigación.

1.2. Planteamiento del Problema.

La sociedad de hoy en día está en constante cambio, y por ende las personas que trabajan en ellas; por lo anterior, se puede decir que el papel del administrador no sólo es el de resolver problemas inmediatos, sino más bien, el tener claro cómo resolver lo imprevisible y la inestabilidad que se genera con ello, a través del uso de

diferentes herramientas que le permitan reducir la incertidumbre en la toma de decisiones.

Por su parte, Koontz, Weihrich, y Cannice (2012) afirman que se necesitan nuevas formas de organización y sostiene que la toma de decisiones es fundamental para el logro de los objetivos. Esto es debido a que en una situación que no incluye certidumbre, las personas están razonablemente seguras de lo que ocurrirá cuando tomen una decisión, la información se encuentra disponible y se considera confiable y las relaciones causa y efecto son conocidas; por otro lado, en una situación con riesgos la información real puede existir, aunque incompleta. Para mejorar la toma de decisiones podemos estimar la probabilidad objetiva de un resultado al usar, por ejemplo, modelos matemáticos, y es posible utilizar la probabilidad subjetiva basada en el juicio y la experiencia.

Lo anterior, nos lleva a decir que cada decisión debe estar basada en la interacción entre diversas variables importantes, muchas de las cuales tienen un elemento de incertidumbre, pero, quizá un relativo grado de probabilidad.

Según Henry y Haynes (1982) en su visión de la empresa, enfatizan que el uso del análisis financiero para aclarar problemas, organizar y evaluar información y comparar cursos alternativos de acción ayuda a comprender cómo el proceso administrativo, combina y sintetiza ideas y métodos de las diversas ramas funcionales de la administración de negocios. De igual manera, sostienen que el mundo es en realidad muy complejo y que por ello es necesario que los administradores planean conforme modelos que representan una visión simplificada de la realidad, mediante una

representación matemática que permita una rápida determinación de los resultados esperados al efectuar cambios en las variables controlables.

Además, Brealey, Myers, y Allen (2010) enfatizan las aplicaciones de las razones financieras para el proceso de toma de decisiones en las organizaciones, de tal forma que se maximice el logro de los objetivos.

Así, según estos autores, la administración financiera integra muchos conceptos y técnicas de la contabilidad, de la teoría de decisiones, de la estadística y de la teoría de sistemas, entre otras. Del mismo modo, toman algunas ideas y métodos seleccionados de las áreas funcionales de los negocios, como es el área de contabilidad, la cual se encarga de sintetizar numéricamente las operaciones financieras de las áreas de producción, mercadotecnia y recursos humanos, entre los más importantes.

Koontz et al. (2012) insisten en que los modelos representan abstracciones de la realidad que incluyen relaciones importantes, permitiéndole al analista comprender, explicar y predecir. El fin que persigue un modelo es representar las características de un sistema real de tal forma que resulte fácil comprenderlo y manipularlo, pero que a su vez se asemeje bastante al sistema de operación existente.

El desempeño financiero de la empresa ha sido de interés para diferentes investigadores, pues muchos de ellos han querido determinar los factores que hacen que una empresa tenga un desempeño financiero exitoso. Trabajos realizados como los de Altman (1968), quien se dio a la tarea de modelizar el desempeño, bajo el enfoque de lo que lleva a una empresa a la quiebra o no, proponiendo un modelo

denominado Z-score, ha sido ejemplo para inspirar nuevas técnicas como las de Inteligencia Artificial (IA), en especial las Redes Neuronales Artificiales.

Cabe mencionar, que hay autores que han realizado trabajos de investigación acerca del análisis financiero en la Bolsa Mexicana de Valores utilizando diversas metodologías, tal es el caso de García (2014) en un estudio titulado “Evaluación del desempeño financiero de empresas que cotizan en la BMV: enfoque de redes neuronales” en cuyo trabajo se determinan las razones financieras significativas para llevar al éxito financiero a una empresa, además de comparar dos metodologías que permiten el análisis de las anteriores, la técnica de análisis discriminante múltiple (ADM) y redes neuronales artificiales (RNA) de tipo multicapas. El autor concluye que la técnica de redes neuronales artificiales determina con mayor precisión (98%) el desempeño financiero de las empresas para clasificarlas como exitosas o no exitosas en comparación con la técnica de ADM (80.3%). No obstante, en dicho trabajo no se recurre a la técnica de EEG para alcanzar el mismo objetivo, por lo que en esta investigación se aborda más adelante con detalle.

En México, existen escasos trabajos de investigación enfocados a la predicción del desempeño financiero del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV y aún no está determinado con precisión las razones financieras que hacen que las empresas presenten un bajo, medio o alto desempeño financiero.

Por ello, esta investigación plantea la interrogante principal: ¿Qué modelo predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV?.

De este modo, la hipótesis principal de esta investigación es: el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV es el modelo basado en las Redes Neuronales Artificiales.

Así pues, el objetivo general de esta investigación es determinar el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV.

1.3. Justificación.

Esta investigación, considera que la evaluación anticipada de la situación financiera empresarial es un elemento fundamental en el análisis de los estados financieros, al permitir a la empresa disponer de un sistema de diagnóstico que ayude a corregir las deficiencias, con la finalidad de mejorar su desempeño a través del uso de modelos que emplean diferentes tipos de modelos basado en Ecuaciones de Estimación Generalizadas (EEG) de datos panel y Redes Neuronales Artificiales (RNA).

En general, la importancia de este tema se encuentra en la utilidad para los inversionistas, prestamistas, acreedores, proveedores, administradores y clientes que desean tener certeza referente al desempeño financiero de la empresa y el cumplimiento de ésta en sus obligaciones adquiridas con ellos.

El disponer de un modelo que indique los rangos cuando las empresas se desvían del cambio exitoso en su desempeño financiero, ayudará en los siguientes aspectos: (1) determinar en qué medida la empresa está sujeta a recibir crédito y si se pueden establecer garantías, (2) evaluar si la expectativa de rendimiento corresponde

al riesgo asumido cuando emite títulos de valor y (3) evaluarla en su riesgo cuando desea realizar nuevos proyectos, ya que más de la mitad de las nuevas empresas dejan de existir durante los tres primeros años en países como México (Morales, 2007).

En particular, el estudio del desempeño financiero es de utilidad para la administración financiera, dado que uno de los objetivos básicos de los empresarios es lograr empresas exitosas, por lo que tener mecanismos que permitan identificar el futuro desempeño financiero de las empresas, se convierte en una herramienta para decisiones correctivas, cuando el desempeño empresarial no corresponde al perfil de empresas financieramente exitosas (Ross, Westerfiel, & Jordan, 2010).

Las ventajas de los modelos que describen y clasifican el desempeño financiero empresarial con razones financieras, se expresa en que la evaluación abarca diferentes áreas de las corporaciones, exhibiendo un perfil de análisis más amplio. Esta investigación también complementa los modelos que usan en particular información bursátil, porque los modelos que usan razones financieras incluyen más información que la que se deriva directamente de indicadores contables o bursátiles (Van Horne & Wachowicz, 2010).

Finalmente, las principales razones que motivan la realización de esta investigación son:

1. La importancia del sector de productos de consumo frecuente en la economía mexicana, tanto por su notable contribución a la formación del índice de Precios y Cotizaciones (IPC) en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV), como al elevado

porcentaje de población activa que participa en su proceso productivo. Así, la Figura 1 muestra cómo este sector representa un 31% del IPC.



Figura 1. Participación del sector de productos de consumo frecuente en la formación del IPC.
Fuente: Elaboración con información contenida en (BMV, 2019).

2. La escasa investigación del sector en México: los trabajos de investigación sobre predicción y clasificación del desempeño financiero de empresas del Sector de Productos de consumo frecuente en México, a partir de la información económica financiera suministrada por las cuentas anuales de las sociedades, no son muy numerosos; de hecho, se han reducido casi exclusivamente a publicaciones oficiales de organismos públicos federales y estatales.

3. La disponibilidad de bancos de datos de los últimos años, es otra de las causas que han impulsado la consecución de este estudio.

Y, en general, la necesidad de que las personas que inviertan en la BMV, conozcan la situación financiera de las empresas para poder tomar decisiones razonables con respecto a sus inversiones.

1.4. Preguntas de Investigación, Objetivos e Hipótesis.

Para realizar la investigación se plantean las preguntas de investigación, objetivos e hipótesis mostrados en la Tabla 1.

Tabla 1

Matriz de congruencia de la investigación

Pregunta principal	Objetivo general	Hipótesis principal
¿Qué modelo predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV?	Determinar el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV.	El modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV es el modelo basado en las Redes Neuronales Artificiales.
Pregunta secundaria	Objetivo específico	Hipótesis secundaria
¿Qué variables hacen que las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV tengan un bajo, medio o alto desempeño	Identificar las variables que hacen que las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV tengan un bajo, medio o alto desempeño financiero.	Las razones financieras que hacen que las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV tengan un bajo, medio o alto desempeño financiero son

financiero?

las referentes a la liquidez, actividad, apalancamiento, de rentabilidad y de mercado.

1.5. Importancia de la Investigación

El desarrollo y utilización de modelos de predicción del desempeño financiero han sido objeto de estudio de al menos las últimas cinco décadas debido, principalmente, a su capacidad para predecir si una empresa pudiera presentar dificultades financieras o eventualmente un estado de quiebra en los siguientes periodos.

Los modelos de predicción de desempeño financiero usualmente se construyen a partir de información proveniente de los estados financieros que permiten obtener razones financieras sobre rentabilidad, solvencia, liquidez, endeudamiento, etc. El análisis financiero a través de indicadores, índices o razones financieras, sirve como insumo principal en diversos modelos existentes para poder clasificar y predecir el desempeño financiero.

El examen de la base de datos es complejo y lleva tiempo, sin embargo, un análisis eficiente de las bases llevará siempre a una mejor predicción y, por lo tanto, a una mejor evaluación de las empresas en estudio. Los datos ausentes tienen efectos negativos en cualquier investigación y son productos de la introducción o estimación de los datos. Por otro lado, los datos atípicos son magnitudes extremas que puede también tener influencia negativa o ilógica en los resultados. Es importante resaltar que la efectividad estadística de las técnicas multivariadas requiere partir de grandes base

de datos y supuestos más complejos que los exigidos por el análisis estadístico tradicional

Además es necesario obtener información contable cuya utilidad sea estable a través del tiempo, pues el análisis requiere de la observación de datos correspondientes a varios ejercicios económicos para constatar que pueden ser comparados. La gran cantidad de razones financieras que actualmente se presentan en la literatura contable y financiera, ha originado que los analistas se refieran con un mismo nombre a un conjunto de razones financieras que son distintas entre sí y en sus componentes.

Capítulo 2. Marco Teórico

Para realizar esta investigación es necesario conocer algunos conceptos sobre el desempeño financiero. Además, se debe mencionar la importancia que tienen dichos conceptos para hacer efectivos los objetivos de la empresa, toda vez que a través de esta herramienta se genera una síntesis para la toma de decisiones.

2.1. Desempeño Financiero, Modelos y Variables Explicativas

El concepto de desempeño financiero, el planteamiento del modelo y las variables dependientes e independientes, son elementos clave en la teoría sobre la predicción del desempeño financiero de las empresas. En los siguientes apartados se trata de identificar los avances de la literatura previa en estos tres aspectos y las causas por las que se ha conseguido construir un marco conceptual sobre la cuestión.

Antes de iniciar con la descripción de la importancia que tiene la información para la determinación del desempeño financiero, se debe definir el término de

“desempeño”, el cual no tiene una definición clara ya que la Real Academia Española (2014), lo define como “acción y efecto de desempeñar o desempeñarse”. Por tanto, en este trabajo se definirá como un conjunto de actividades relevantes para el cumplimiento de metas y objetivos de las empresas para satisfacer los requerimientos de los accionistas, clientes y el mercado.

Para Evans y Lindsay (2015) el desempeño financiero es el análisis de las razones financieras para lograr los objetivos estratégicos, que hacen que la empresa genere valor y responda a los cambios internos o externos que se presentan día a día.

Para la medición del desempeño financiero, la cantidad y calidad de la información es esencial, sin embargo las organizaciones en muchas ocasiones ignoran la medición por diversas causas: no saben qué medir o cómo hacerlo; no conocen el valor de la medición o temen enfrentarse a la realidad. Por ello, como sostienen Evans y Lindsay (2015), el valor de los datos y la información debe considerarse desde el enfoque de los procesos, y aplicarlo a la generación, análisis y uso de datos e información para la toma de decisiones.

Asimismo, Evans y Lindsay (2015) sostienen que los datos son sencillamente representaciones de hechos derivados de algún tipo de proceso de medición. La medición es el acto de recabar datos para cuantificar los valores de productos, servicios, procesos y otros instrumentos de negocios. Las medidas y los indicadores se refieren a los resultados numéricos que se obtienen de la medición. Por ejemplo, las estadísticas como la media y la desviación estándar proporcionan información para evaluar la capacidad del proceso de producción para cumplir con las especificaciones deseadas.

El término indicador, según Evans y Lindsay (2015) en general se utiliza para las mediciones que no constituyen una medida directa o exclusiva del desempeño. Por ejemplo, aunque no se pueda medir directamente la insatisfacción, se puede utilizar la cantidad de quejas o de clientes perdidos como indicadores de este aspecto. Los indicadores ofrecen una evaluación del desempeño del negocio que se puede utilizar en todos los niveles de la organización. Por ejemplo, los gerentes de finanzas a través de evaluar el desempeño financiero, pueden maximizar las razones financieras básicas para decidir si a un cliente se le otorga o extiende un crédito.

Con respecto a lo anterior, Osborne y Gaebler, Evans y Lindsay (2015) hacen tres observaciones perspicaces sobre el valor considerable en el uso de datos objetivos para respaldar la planificación estratégica y las decisiones operativas cotidianas:

1. Si usted no mide los resultados, no puede distinguir el éxito del fracaso.
2. Si no puede percibir el éxito, no puede recompensarlo (y si no puede recompensar el éxito, quizás esté recompensando el fracaso).
3. Si no puede reconocer el fracaso, no puede corregirlo.

La información, son los datos en el contexto de un negocio u organización. La información se deriva del análisis de los datos. La buena información permite a los directivos tomar decisiones con base en los hechos, no en las opiniones. Sin embargo, tener demasiados datos puede ser tan malo como no tenerlos en absoluto. Es importante recopilar la información adecuada (Evans & Lindsay, 2015).

De acuerdo con Evans y Lindsay (2015) las organizaciones necesitan buenas mediciones por tres razones:

1. Para conducir a toda la organización en una dirección determinada; es decir, para dirigir las estrategias y el cambio organizacional.

2. Para administrar los recursos necesarios a fin de ir en esta dirección, evaluando la eficacia de los planes de acción.

3. Para operar los procesos que hacen que la organización funcione y mejore continuamente.

A nivel organizacional, la información de la calidad de productos y servicios y el desempeño operativo de todas las áreas de la empresa, combinados con los datos relevantes de clientes, finanzas, recursos humanos y otros relacionados con la eficiencia de la empresa, constituyen sin duda un elemento esencial para medir el valor de la empresa para los accionistas y para la planeación estratégica y toma de decisiones por parte de la alta dirección. Para ilustrar esta idea de una manera más específica, la Figura 2 presenta un diagrama con los indicadores del desempeño de un negocio según Evans & Lindsay (2015):

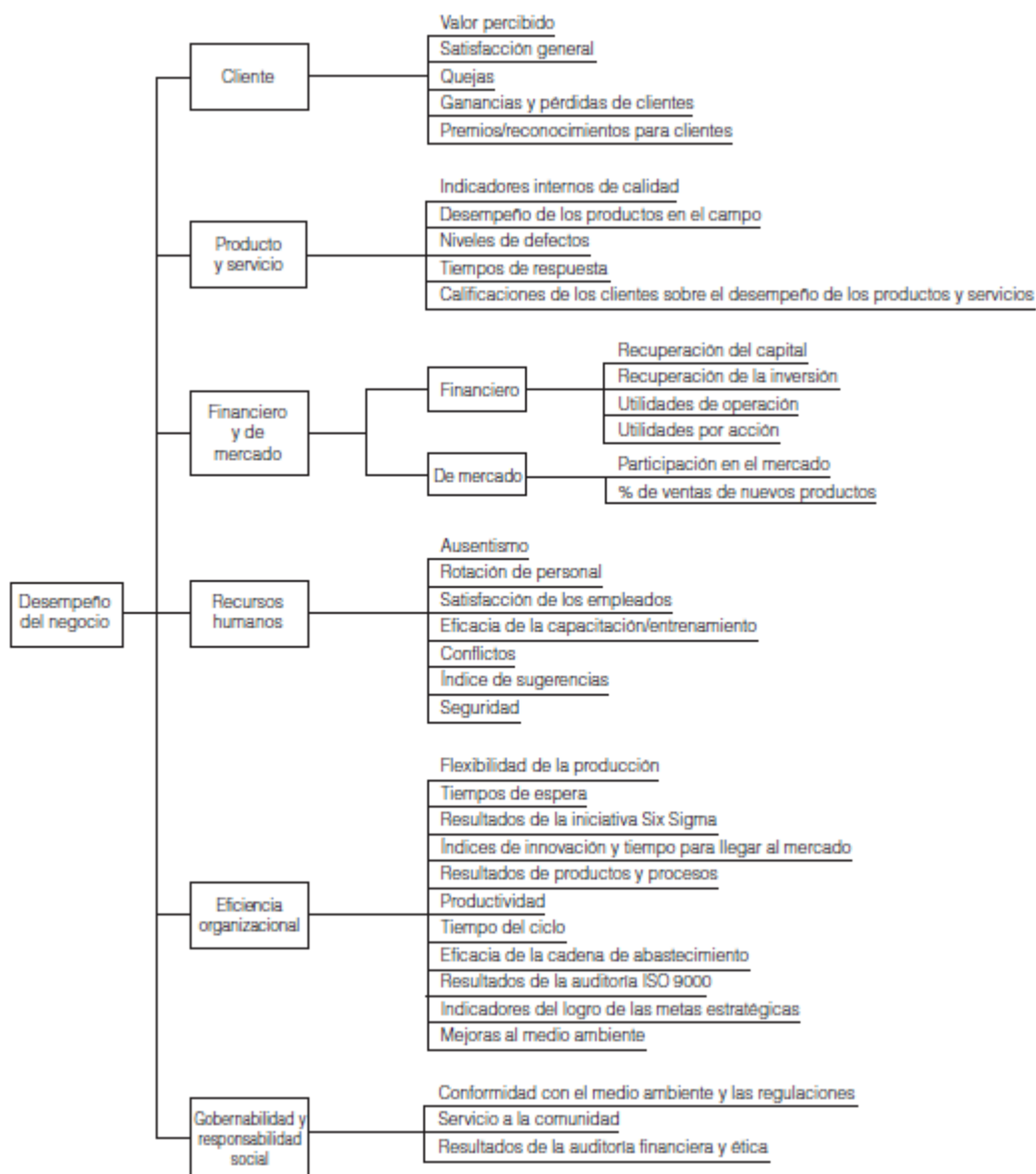


Figura 2. Indicadores del desempeño en una organización. Fuente: (Evans & Lindsay, 2015).

El desempeño financiero, es una parte de la responsabilidad del administrador financiero de una organización. Analizar el desempeño financiero dentro de una empresa permite controlar y planear financieramente las actividades que deben realizarse, para conseguir los objetivos propuestos por la organización (Besley & Brigham, 2009).

Según Van Horne y Wachowicz (2010), el poder conocer el desempeño de otras empresas, permite al administrador financiero llevar a cabo una mejor planeación estratégica al mediano y al largo plazo. El gerente financiero no sólo analiza el desempeño financiero de su propia organización, sino que también está atento de su entorno y analiza y compara el desempeño financiero con otras empresa del mismo sector, o del mismo mercado. El análisis de este tema ha sido objeto de estudio en los últimos 45 años por diferentes investigadores del campo de la administración financiera, para conocer el desempeño de las empresas tanto interna como externamente, bajo un enfoque sistémico (Ross et al., 2010).

2.2. Determinación de las Variables Independientes.

Como quedaba de manifiesto en el apartado anterior, la ausencia de un modelo formal de las relaciones entre las distintas variables para la clasificación y predicción del desempeño financiero, los factores económico-financieros internos y externos a la empresas, los intereses económicos de los distintos agentes relacionados y las formas de actuar de los gestores ha sido a causa de que las variables que se incluyan en los modelos se seleccionen cada vez menos a partir del razonamiento económico y cada vez más a partir de la experiencia empírica previa en trabajos sobre la cuestión y a partir del uso de procedimientos estadísticos que seleccionen las variables más explicativas de entre amplia variedad inicial (Scott, 1981). Esta es la norma actual en trabajos de acumulación de evidencia mediante el uso de una metodología previamente desarrollada y aplicada al desempeño financiero.

En cambio, los trabajos que proponen nuevas metodologías, o innovaciones relevantes en alguna metodología ya empleada, tienden a seleccionar las mismas

variables que se usan en los trabajos empíricos con los que quieren comparar el desempeño del modelo. En la Tabla 2, se ofrecen varios ejemplos de criterios utilizados en la selección de razones financieras, principal grupo de variables que se utilizan en el contraste de modelos de fracaso empresarial.

Tabla 2

Ejemplos de criterios declarados para la selección de razones financieras

Autor (año)	Criterio de selección de razones financieras
Beaver (1966)	<ul style="list-style-type: none"> - Popularidad en la literatura - Funcionamiento de estudios previos - Relación del ratio con el concepto de cash flow
Deakin (1972)	-Razones financieras del estudio de Beaver (1966)
Blum (1974)	-Marco general para la selección de variables, basado en el modelo de cash flow
Libby (1975)	<ul style="list-style-type: none"> - Parte de razones financieras usados por Deakin (1972) - Análisis de Componentes Principales
Lincoln (1984)	- Entre los cinco grandes bloques de información financiera (beneficio, cash flow, activo, pasivo patrimonio neto y fondo de maniobra), selecciona variables contables

	independientes y escoge las razones financieras formados con ellas.
	- Toma otras variables que la evidencia previa encuentra significativos
Laffarga et al. (1985, 1986 ^a , 1986b, 1991)	- Empleo frecuente en el análisis financiero
	- Razones financieras computables según datos
	- Criterio de investigadores y grado de significación estadística (test F)
Laffarga et al. (1987)	- Juicio investigadores
Pina Martínez (1989)	- Los más comúnmente utilizados
	- Emplea un modelo general de regresión y desecha los datos con un valor t^2 poco significativo
Rodríguez Fernández (1986; 1987, 1989a, 1989b)	- Índices contables frecuentes
Martínez, Navarro y Sanz (1989)	- Razones financieras contables diversos y año de fundación
Serrano Cinca (1984, 1997); Serrano y Martín (1993); Mar Molinero y Serrano Cinca (2001); Fernández y Olmeda (1995); Serrano y Martín (1993); Bónson, Escobar y Martín (1997 ^a , 1997b); De	- Razones financieras utilizados por Piña Martínez (1989), previa comprobación de su poder discriminatorio

Andrés Sánchez (2000).

Tam (1991); Tam y Kiang (1992);

Swicegoo y Clark (2001)

- Razones financieras utilizados en literatura previa.

-Seleccionó a partir de los criterios CAMEL (Capital, Asset, Management, Equity and Liquidity), muy utilizado en la banca en USA.

Tsukuda y Baba (1994)

- Razones financieras efectivos para la predicción en literatura previa.

- Aplicación de contrastes de significación estadística y análisis cluster.

Serrano Cinca (1996); Zhang, Hu,

Patuwo y Indro (1999); Lee et al. (2005)

Barniv et al. (1997)

- Variables utilizadas en (Altman,1968)

- Razones financieras utilizados por Ohlson (1980)

López González y Flórez López (2000)

- Diversidad de razones financieras utilizados en la literatura y en estudios teóricos

Ramírez (2002)

-

Morales (2007)

- Razones financieras de liquidez, solvencia, rentabilidad, actividad y apalancamiento.

- Información cualitativa de la empresa

Cielen et al. (2004); Beaver, McNichols y Rhie (2005); Román, De la Torre y Zafra (2001)	- Variables que captan la fortaleza de una empresa y apoyan la evidencia previa
Beaver, Correia y McNichols (2009)	-Razones financieras utilizados en Beaver et al. (2005)
Esaú Gargo Gavé (2011)	-
García (2014)	-Razones financieras de liquidez, solvencia, rentabilidad, actividad y apalancamiento.

Fuente: Elaboración con base en la revisión de la literatura.

Cuando se seleccionan las variables estadísticamente, el inconveniente apuntado por Edmister (1972), Keasey y Watson (1991) y Zavgren (1983) es que los resultados no se pueden extrapolar a otras muestras de la población. Por otra parte, una selección estadística de variables puede incluir factores interrelacionados, generando problemas de correlación que explicarían por qué en algunos modelos los signos de una parte de las variables son contrarios al razonamiento económico (Balcaen & Ooghe, 2006). Además, puede ocurrir que queden fuera del modelo factores que a priori parecerían relevantes, tales como liquidez, endeudamiento, rentabilidad o actividad (Dambolena & Khoury, 1980).

Para analizar las variables relevantes en los estudios sobre el fracaso empresarial y los principales factores económicos que subyacen a tales variables, se ha seleccionado una muestra de 40 trabajos empíricos que abarcan desde 1966 hasta 2006 y utilizan una amplia variedad de las metodologías mencionadas en esta revisión. Las variables que se consideran significativas para incluir en los modelos se recogen en una tabla en el Anexo I de esta investigación. En dicha tabla, las variables pueden

buscarse por orden alfabético y los autores por orden cronológico. La última columna representa el número de trabajos de la muestra que considera explicativa cada variable, y la última fila indica el número de variables consideradas explicativas en cada uno de los trabajos analizados. Ambas líneas de totales representan gran dispersión: los trabajos por variables varían entre 1 y 18; en tanto que las variables por trabajo varían entre 1 a 34. La Tabla 3 muestra las 8 razones financieras que se repiten con mayor frecuencia en la muestra de trabajos seleccionada. Revisiones similares sobre frecuencia de razones financieras se han hecho en (Dimitras, Zanakis, & Zopounidis, 1996), en (Daubie y Meskens, 2002) y en (Bellovary, Giacominio, & Akers, 2007). Las razones financieras más frecuentes para Dimitras et al. (1996) son: fondo de maniobra/activo total, deuda total/ activo total, activo circulante/pasivo circulante, BAIT/activo total y beneficio neto/activo total. Daubie y Meskens (2002) obtienen similares resultados en diferente orden: activo circulante/pasivo circulante, fondo de maniobra/activo total, BAIT/activo total, activos líquidos/pasivo circulante y beneficio neto/activo total. Por su parte Bellovary et al. (2007) obtienen que los cinco más frecuentes son: beneficio neto/activo total, activo circulante/pasivo circulante, fondo de maniobra/activo total, beneficio retenido/activo total y BAIT/activo total. Si se comparan los resultados, las razones financieras más frecuentes con los identificados en estos tres trabajos, se puede notar que entre las cinco primeras razones cuatro son las mismas (y en el mismo orden) que en (Dimitras et al., 1996); y tres coinciden con (Daubie & Meskens, 2002) (también en el mismo orden) y otros tres con Bellovary et al., (2007). Tres razones aparecen en común en todos los estudios, dos de rentabilidad económica y uno de equilibrio económico-financiero. Aunque las otras razones que

aparecen como más frecuentes a estos autores aparecen en esta investigación, las frecuencias encontradas son mucho menos. Sin duda, la muestra de trabajos empleadas en cada caso está sesgando las frecuencias¹.

Tabla 3

Razones financieras más frecuentes

Variables explicativas	Nº de trabajos
Deuda Total/Activo Total	18
Activo Circulante/Pasivo Circulante	14
BAIT/Activo Total	14
Beneficio Neto/Activo Total	14
Activo Circulante/Activo Total	10
Beneficios No Distribuidos/Activo Total	7
Gastos Financieros/Pasivo Exigible	7
Recursos Generados/Pasivo Exigible	7
Total	91

Fuente: Elaboración con base en la revisión de la literatura.

Pero las variadas alternativas para formular razones financieras que miden un mismo aspecto de la empresa (como liquidez, endeudamiento, rentabilidad, etc.) hacen que los resultados de la tabla comprensiva recogida en el Anexo I, e incluso los resumidos en la Tabla 3 sobre las ocho razones más repetidas, resulten difíciles de

¹ Por ejemplo, la razón activo circulante/ activo fijo que se sitúa en quinto lugar en esta investigación, y que ya aparecía en los trabajos pioneros de Beaver o Altman, es muy utilizado en trabajos publicados en España, que no se recogen en las otras dos revisiones.

interpretar. Por ello, se ha agrupado las variables en bloques homogéneos por su significado económico y se presenta un resumen de los resultados en la Tabla 4. Así, se puede identificar qué aspectos de la empresa han resultado relevantes con mayor frecuencia en la muestra para la identificación o predicción del fracaso empresarial. En el Anexo I, también se puede apreciar si los factores analizados han variado o no con el tiempo.

Tabla 4

Resumen de resultados sobre razones financieras más frecuentes

Categorías de las razones financieras	Trabajos	% de trabajos/Total	Razones financieras distintas
Rentabilidad	64	17.44%	16
Endeudamiento	55	14.99%	20
Equilibrio Económico-Financiero	42	11.44%	12
Estructura Económica	38	10.35%	15
Margen	35	9.54%	16
Rotaciones	32	8.72%	17
Otras razones	76	20.71%	37
Variables	25	6.81%	21
Totales	367	100%	154

Fuente: Elaboración con base en la revisión de la literatura.

La Tabla 4 muestra que el rasgo de la empresa más repetido en los estudios de fracaso seleccionados para la muestra es la rentabilidad (64 trabajos) y que ese rasgo se midió con 16 razones diferentes. Se considera razones de rentabilidad aquellas

que relacionan partidas de resultado con partidas de balance, ya sean económicas o financieras. En segundo lugar se sitúan las razones de endeudamiento, donde se han recogido todas aquellas que relacionan dos masas patrimoniales de financiación (al menos una de ellas de deuda). El tercer rasgo es el equilibrio económico-financiero, donde se incluyen razones que relacionan masas de activo con masas de financiación. El cuarto es la estructura económica, donde las razones comparan dos masas patrimoniales del activo. El quinto es el margen, donde se incluye la relación entre partidas de resultados y otros componentes de la cuenta de pérdidas y ganancias. El sexto es la rotación donde se compara una partida de la cuenta de pérdidas y ganancias con una masa patrimonial del balance. Al final de la tabla se puede ver que los resultados han utilizado otras 37 razones que no encajan en las categorías anteriores, y para los que cualquier grupo homogéneo alcanzaría mucha menor frecuencia que las cinco anteriores. También se han utilizado 21 variables sin forma de razón financiera. Como norma general, cada variable de estas solamente aparece en un trabajo.

Con el fin de determinar el poder el papel que tienen las razones financieras en la explicación y la predicción del desempeño financiero, la presente investigación considera 37 razones financieras como variables explicativas.

2.3. Revisión de la Literatura sobre Modelos de Predicción del Desempeño Empresarial

A lo largo de los años muchos han sido los investigadores que han centrado sus esfuerzos en intentar determinar el nivel de solvencia con el objetivo de poder predecir o, en su caso, evitar la quiebra de una empresa a través de la utilización de razones

financieras, métodos estadísticos y análisis financiero sobre factores que impactan directamente en el resultado de las empresas tales como la liquidez, el apalancamiento, la rentabilidad, entre otros.

En el año 1932, Fitzpatrick realizó los primeros trabajos dando origen a lo que se conoce como etapa descriptiva. Su objetivo primordial consistió en intentar detectar las quiebras empresariales a través de la utilización de razones financieras únicamente. En la misma línea se sitúa el trabajo de Winakor & Smith (1935), aplicando técnicas de análisis univariante básico, analizando las tendencias de varias razones financieras. Sin embargo, no ser hasta la década de los sesenta cuando se empiezan a utilizar técnicas estadísticas más complejas, como el análisis discriminante, univariante y múltiple. A partir de estos estudios, Beaver W. (1966), Altman E. (1968) y otros muchos, han intentado elaborar una teoría general del fracaso empresarial, aunque todavía sin éxito. En ellos la metodología se basa en un diseño apareado de empresas.

Inicialmente, los estudios que intentaban predecir y, por lo tanto explicar el fracaso empresarial, se basaban en razones financieras provenientes de información contable. Consistían en analizar los casos de fracasos empresariales reales y, utilizando un método inductivo, aprender las características comunes de las empresas fracasadas comparándolas con empresas "sanas". Sin embargo, aún hoy en día, y con más de medio siglo de investigaciones posteriores, todavía no existe unanimidad entre los investigadores sobre cuáles son las razones financieras que mejor explican la situación de insolvencia. En la literatura contable, muchos investigadores han utilizado las principales razones financieras del análisis financiero o de los documentos de los

estados financieros (balance de situación, cuenta de pérdidas y ganancias o estado de flujos de efectivo) para explicar la quiebra. Con carácter general, tres son los tipos de razones financieras más utilizadas por los académicos sobre el tem: de rentabilidad, de endeudamiento y de equilibrio económico-financiero (entre otros, véase: Tascon Fernández & Castaño Gutiérrez (2012); Korol (2013)). Parece lógica la relación entre rentabilidad y liquidez, la idea es que empresas con problemas financieros son menos capaces de acceder a financiación, a recursos financieros externos, por ejemplos, los bancarios, lo que se supone desequilibrios de caja relevantes.

Dependiendo de la metodología utilizada en la predicción de desempeño financiero, el modo de selección de los factores explicativos puede variar. Esto es, en el caso de que se utilicen técnicas estadísticas tradicionales, el modo de selección de las variables que expliquen la muestra puede condicionar los resultados , ya que no pueden incluirse todas las razones financieras existentes debido a los problemas de multicolinealidad entre ellos. Además, se requiere también que las variables cumplan ciertos supuestos de partida, como son los de normalidad y heterocedasticidad, para poder aplicar ciertas técnicas estadísticas.

En la década de los 80's aparecen los primeros cuestionamientos a éstos últimos modelos por ser no aleatorios (Zmijewski, 1984) y se avanza en la metodología con regresión logística o modelo Logit. Motivados por la importancia de incorporar la historia de cada empresa, se comenzó con la aplicación de modelos para datos longitudinales, como lo es el modelo lineal mixto o el modelo logístico mixto, que incorporan en su análisis los estados financieros de cada empresa en un horizonte temporal. A la hora de elaborar éste tipo de modelos, también es relevante la selección

de variables a utilizar. Para ello se utilizan diferentes técnicas: componentes principales, grado de significación estadística de las variables (hacia adelante o hacia atrás), juicio de investigadores o profesionales, análisis clúster, etc.

Si se decide utilizar metodologías no tradicionales (De Andrés, Landajo, & Lorca 2012; Ravi Kumar & Ravi, 2007) como métodos de inteligencia artificial (rouhg set, arboles de decisión como los algoritmos PART, C4.5, “random forest”, redes neuronales...), se pueden considerar todas las variables disponibles siempre que clasifiquen bien el problema a estudiar, es decir, que su nivel de significación sea aceptable. Sin embargo, aunque se han reducido los errores en la clasificación de las empresas fracasadas, no se han conseguido clasificar completamente.

Según un estudio de Aziz & Dar (2006), hasta esa fecha, los estudios de predicción del desempeño financiero habían utilizado en un 64% de los casos, modelos estadísticos, en un 25% habpian hecho uso de técnicas de “soft computing” o inteligencia artificial, y un 11% habían estudiado el fenomeno a través de otro tipo de modelos.

Independientemente de la metodología utilizada, las razones financieras implican una seria de limitaciones inherentes a la contabilidad. En primer lugar, los datos contables son datos históricos, basados en hechos pasados, lo que dificulta en ocasiones la adopción de decisiones de predicción futura (Yeh, Lin, & Hsu, 2012). Otra limitación de los datos contables es que son objeto de manipulación o sesgos, en función de los incentivos que tengan sus gestores: el menor pago de impuestos, posponer o evitar un proceso legal de insolvencia, mostrar una imagen saneada para conseguir crédito, etc. (Campa & Camacho-Miñano, 2014).

Además, las políticas contables de las empresas, e incluso los sectores a los que pertenecen, pueden tener cierta influencia sobre las variables contables (Balcaen, S. & Ooghe, H., 2006). Así mismo, el hecho de la pertenencia o no a un grupo de empresas y el tipo de grupo podría modificar dichas variables (Korol, 2013).

Otro problema es la existencia de normativas contables diferentes, lo que hace difícil utilizar datos de empresas a nivel mundial. Por último, existen estudios académicos que destacan el papel que la información contable ejerce sobre la probabilidad de insolvencia de las empresas (Meeks & Meeks, 2009), ya que se plantea la paradoja de que la simple probabilidad de insolvencia afecta a la valoración contable de los activos y pasivos y que, a su vez la valoración de éstos condiciona dicha probabilidad.

A pesar de todos estos problemas propios de la contabilidad, los modelos con razones financieras (datos contables) son reconocidos y utilizados a nivel mundial. Recientemente se han entregado opiniones valiosas por Agarwal & Taffler (2008); Das, Hanouna, & Sarin (2009) y Bauer & Agarwal (2014), teniendo en cuenta la rentabilidad de los modelos basados en datos contables, los modelos basados en mercados y los modelos de riesgo. Estos tres tipos de modelos prevalecen en la literatura de finanzas. Para Agarwal & Taffler (2008) hay poca diferencia predictiva de los modelos basados en datos contables y los basados en el mercado, sin embargo el uso de los de los modelos basado en la contabilidad permite un mayor nivel de rentabilidad ajustada al riesgo, el utilizar razones financieras, tiene la ventaja de no verse abrumado por el gran volumen de datos que contienen los estados financieros.

Otra causa importante para su aplicación es que para la gran mayoría existe un criterio pragmático generalizado en cuanto a su utilización, medición e interpretación para la toma de decisiones. Aun cuando se han realizado diversos tipos de investigaciones relacionadas con la predicción de fracaso empresarial, el modelo “Z-Score” original introducido por Altman (1968), ha sido el modelo dominante y de aplicación a nivel mundial. Aunque ha estado en existencia por más de 45 años, todavía se sigue utilizando como herramienta de predicción en quiebras o dificultades financieras.

A pesar de todo lo expuesto anteriormente, se plantean dos opciones por parte de los investigadores o el uso de variables bursátiles o el uso de otras variables que no sean financieras. Marais, Patell, & Wolfson (1984) fue el primero en señalar que la cotización de las acciones mejoraba la predicción del fracaso, en comparación con la utilización de variables contables únicamente. Barniv, Agarwal, & Leach (1997) comprobó que había resultados anormales acumulados, ponderados por precios de mercado, antes de la entrada a concurso de las empresas. Hillegeist, Keating, Cram, & Lundstedt (2004) y Christidis & Gregory (2010) señalaron que el hecho de añadir las variables de mercado a los modelos mejoraba la oportunidad de información.

Chava & Purnanandam (2010) encontraron una relación positiva entre la rentabilidad de las acciones y el riesgo de fracaso. Por último, un reciente estudio de Bauer & Agarwal (2014) señala que los modelos de riesgos (“hazar models”) añaden mayor capacidad predictiva que los modelos tradicionales de predicción de posibles insolvencias. Investigaciones recientes se han centrado en la capacidad predictiva de los

estados financieros (Collins, MA YDEW, & WEISS, 1997; Francis & Shipper, 1999; entre otros).

Los resultados obtenidos son variables y están sujetos a diversas interpretaciones. El uso de razones financieras para predecir la quiebra empresarial presenta una larga historia (Beaver, 1966). Está bien establecido que las razones financieras tienen poder predictivo hasta al menos 5 años antes de que suceda la quiebra.

Con relación a las variables no financieras se añadieron a los modelos variables tales como la edad de la empresa desde su fundación, el tamaño (como algoritmo del total de activos, número medio de empleados y cifra de ventas) y el sector (Tascón & Castaño, 2012).

Entre los primeros estudios que intentaron crear una teoría del fracaso y el éxito empresarial, destaca la teoría desarrollada por (Lussier, 1995), basada en quince variables internas de la empresa, como fueron el nivel de capitalización inicial del negocio, la experiencia de la empresa en el sector o la formación de los gestores. Sin embargo, el principal problema de este estudio era la dificultad para conseguir este tipo de datos de empresas fracasadas, procedentes de entrevistas a directivos.

Modelo a modelo se han ido añadiendo otras muchas variables. Cheng, Yeh, & Chiu, (2007) realizaron un estudio en el que demostraron que las variables no financieras eran más significativas y aumentaban el grado de predicción de modelos con rough set (técnica de inteligencia artificial). En la misma línea, se encuentran los trabajos de Back (2005) y su comportamiento de pago de las empresas, Laitinen &

Laitinen (2009) con información sobre los informes de auditoría, y De Andrés, Landajo, & Lorca (2012), que hacen uso de normas de los diferentes sectores económicos.

Noga & Schnader (2013) utilizan diferencias temporales de impuestos, Kallunki & Pyykkö (2013) analizan la experiencia pasada de los gestores de empresas en concurso y Chiu, Peña, & Wang (2013) explican la probabilidad de fracaso empresarial en función del grado de concentración del sector, basándose en la idea de que cuanto más se incrementa la competencia en un sector, más aumentará la probabilidad de fracaso.

Por último, cabe señalar que la última tendencia en investigaciones sobre la quiebra empresarial es la comparativa entre métodos de predicción, línea que sigue esta tesis. Son pocas las investigaciones que han realizado estos estudios comparativos debido principalmente a la falta de acceso a los datos contables que por lo regular son confidenciales para las empresas. El desarrollo de las bases de datos comerciales han propiciado estos estudios.

Uno de los primeros estudios fue realizado por Altman & Narayanan (1997). Realizaron una revisión de los modelos de predicción del fracaso empresarial en 22 países. Otro estudio de Ravid & Sundgren (1998) compararon la eficiencia de los códigos legales de Finlandia y de Estados Unidos, bajo los que se rige el fracaso empresarial. Analizando 70 empresas de cada país encontraron que, aunque los factores económicos que afectan a los procesos concursales coinciden en ambos países, la legislación finlandesa favorece que se llegue a un proceso de liquidación en mayor medida que la americana, en lugar de conseguir la reorganización de la empresa en cuestión. Laitinen (2002) también analizó empresas de 17 países europeos y de

Estados Unidos, concluyendo que existen diferencias entre países con respecto al grado de fiabilidad de los modelos. A partir del análisis de su muestra, los países de mayor grado de fiabilidad en su clasificación obtuvieron fueron Alemania, Bélgica, Italia, Finlandia y Grecia, y, resultaron ser los peor clasificados, Suiza, Irlanda y Portugal.

De igual modo, Bellovary, Giacomino, & Akers (2007) se refieren a modelos en 18 países. Davydenko & Franks (2008), con una muestra de aproximadamente 1,500 empresas de Alemania, Francia y Reino Unido, llegaron a la conclusión de que la legislación vigente en cada país afectaba a las crisis empresariales aunque también el papel de los bancos o la competencia afectan al concurso de empresas.

Un estudio realizado por Korol (2013) compara datos de empresas polacas cotizadas, sanas y en concurso, con empresas latinoamericanas (de México, Argentina, Perú, Brasil y Chile) utilizando metodologías tradicionales y de inteligencia artificial. Concluye que son más difíciles de explicar las empresas latinoamericanas en concurso que las europeas, ya que el contexto normativo y macroeconómico de las latinas condiciona el concurso. Otro estudio de Laitinen & Suvas (2013) compara 30 países europeos, señalando que, a pesar de las diferencias entre países, es posible predecir el fracaso empresarial con algunos errores de clasificación aceptables.

Un reciente estudio aún en “working paper” es el trabajo de Altman, Iwanicz-Drozdowska, Laitinen, & Suvas (2014). En este estudio se realiza una revisión de la literatura sobre la importancia y eficacia del modelo Z-Score de Altman de predicción de la quiebra a nivel mundial y sus aplicaciones en finanzas y otras áreas relacionadas. La revisión se basa en un análisis de 33 artículos científicos publicados desde el año 2000 en las principales revistas financieras y contables. El resultado del análisis

muestra que mientras un modelo internacional general funciona razonablemente bien, con niveles de precisión de predicción que van desde 75% y hasta 90% la precisión de la clasificación se puede mejorar de manera considerable con estimaciones específicas del país, especialmente con el uso de variables adicionales.

Resumiendo, la línea de investigación sobre predicción de quiebra entre países es clave a la globalización de los mercados internacionales y a la existencia de un inversor global. Por tanto, la existencia de un modelo de predicción de quiebra o fracaso común para distintos países con un elevado grado de fiabilidad sigue siendo relevante y es uno de los propósitos de esta tesis. Innumerables trabajos se siguen generando en todo el mundo con el fin de “perfeccionar” los modelos predictivos con la adición en la aplicación de técnicas tanto paramétricas como no paramétricas más eficientes que han interesado obtener mayor exactitud en la predicción.

2.3.1. Etapa Descriptiva

En la etapa descriptiva las investigaciones tuvieron como principal característica el intentar demostrar que las razones financieras de las empresas que fracasaban presentaban una tendencia favorable conforme se acercaba la fecha del fracaso definitivo de la empresa. Hoy en día, ese pensamiento se mantiene en muchos de los trabajos que tratan sobre este tema y que sin embargo continúan sin considerar que existen algunas premisas que son importantes antes de depositar la confianza en este criterio. Por ejemplo:

- 1) Que puede existir un grado de manipulación importante en los estados financieros y en especial en aquellas partidas financieras que forman parte de algunos de las razones financieras con mayor capacidad predictiva.

- 2) Que a través del tiempo se producen importantes cambios en los criterios de amortización y valuación de los activos que se toman en cuenta al elaborar los estados financieros.
- 3) Falta de calidad en la auditoria externa.
- 4) Aceptación o rechazo de los directivos de las empresas para adoptar los nuevos criterios contables propuestos por los colegios de contadores.

Con respecto a las limitaciones que presentan el método de razones financieras, en una primera aproximación e interpretación de información financiera interna de las empresas puede realizarse por medio de la selección y síntesis adecuada de los datos. Si consideramos sus limitaciones, el uso de razones financieras de forma simple, rápida y significativa, proporciona información primaria y reveladora sobre la evolución de la empresa, y hasta cierto punto, sin la necesidad de recurrir a modelos matemáticos o estadísticos que, de no ser bien utilizados, se convierten en instrumentos meramente teóricos. Sin embargo, dicho método tiene insuficiencias y debilidades por la relativamente fácil manipulación de sus componentes.

Las razones financieras parten de la idea de la comparación de magnitudes. Hace referencia a dos datos aislados (partidas contables) que tienen cada uno valor por si mismo y que frecuentemente adquieren mayor interés cuando se les combina en un cociente. Como es bien sabido la comparación de dos magnitudes se puede realizar en dos sentidos:

- a) Restando, lo cual nos dicen en cuanto excede una cantidad a la otra.
- b) Dividiendo, lo cual nos dice cuantas veces contiene una cantidad a la otra.

La metodología de las razones financieras utiliza el cociente, cuyo fundamento teórico consiste en elegir relaciones racionales entre magnitudes significativas. La aplicación práctica de las razones y proporciones se debe a los matemáticos italianos del renacimiento, principalmente a Luca de Paccioli (1440-1515) considerado como el inventor de la partida doble e iniciador del desarrollo de la técnica contable.

Como se muestra en el Anexo II, los estudios empíricos con razones financieras se inicia en el año 1932 por Paul Fitzpatrick quién seleccionó una muestra de 19 empresas en quiebra y un grupo de control de 19 empresas sin quiebra en el periodo 1920-1929, con el fin de analizar las tendencias de 13 razones financieras a través del tiempo (3-5 años). Concluyó que todas las razones financieras predecían, en mayor o menor medida la quiebra, debido a la existencia de tendencias favorables y estables de las razones financieras pertenecientes a las empresas sanas, comparandola con la desfavorable evolución de las razones financieras a las empresas en quiebra.

Los modelos desarrollados durante esta etapa presentan el común denominador que aunque en la actualidad existe poca vigencia de sus resultados, la trascendencia de su aportación al desarrollo de la teoría de la solvencia ha sido muy importante, ya que representaron el primer intento para sistematizar un conjunto de procedimientos tendientes a describir el fracaso empresarial

2.3.2. Etapa Predictiva

La predicción de la quiebra constituye el tema central que ha dirigido la mayoría de los trabajos empíricos. Durante esta etapa, la idea que se desarrolló fue la significancia de cada razón financiera, así como la capacidad predictiva de las razones

financieras más relevantes. En esta segunda etapa es cuando surgen los modelos univariados.

2.3.2.1 Modelos Univariados

El análisis univariante consiste en el análisis de cada una de las variables por separado, es decir, el análisis está basado en una sola variable. Dentro de las técnicas más frecuentes en este tipo de análisis se encuentran la distribución de frecuencias para una tabla univariada y el análisis de las medidas de tendencia central de la variable. La mayoría de los análisis univariados enfatizan la descripción mientras que los métodos multivariados hacen hincapié en las pruebas de hipótesis y explicaciones. Aunque la mayoría de investigaciones en el mundo real analiza el impacto de múltiples variables independientes sobre una variable dependiente, muchas de las técnicas multivariadas como el caso de la regresión lineal, pueden ser utilizadas de forma univariada examinando el efecto de una sola variable independiente sobre una variable dependiente. Tal vez la mayor similitud entre ambas técnicas de análisis radica en que las dos son importantes para entender y analizar una gran cantidad de datos estadísticos.

Modelo de Beaver

William H. Beaver (1966) fue el pionero en esta etapa demostrando que las razones financieras pueden ser de utilidad en la predicción individual de un fallo de la empresa, de las dificultades financieras y de la quiebra. Encontró que podría discriminar un número de indicadores con el simple mapeo entre muestras de empresas fracasadas y no fracasadas hasta cinco años antes del fracaso. Beaver utilizó dicha

técnica, para explicar una variable dependiente a través de la clasificación dicotómica que entendió como capacidad de predicción

Cabe mencionar que el principal objetivo del trabajo de Beaver no fue encontrar el mejor predictor de quiebra, sino que investigar la capacidad predictiva de las razones financieras. Por eso en sus conclusiones el mismo autor indica que el sentido real del título de su artículo clásico de 1966 no debería haber sido “los ratios financieros como predictores de una quiebra”, sino más bien el de “Los datos contables como predictores de la quiebra”, debido a que para Beaver, las razones financieras son datos contables comprimidos que pueden ser evaluados en términos de utilidad, definiendo a su vez esta utilidad en términos de su capacidad predictiva.

En su primer estudio empírico se enfocó en la identificación de una única razón financiera que tuviera la capacidad predictiva para lo cual consideró una muestra de 79 empresas en quiebra contra 79 empresas sin quiebra durante el periodo 1954-1964. La razón financiera que obtuvo los mejores resultados dentro de su estudio fue la razón Cash Flow ($\text{Cash Flow} / \text{Total Pasivo}$), seguido de las razones financieras de Resultado Neto ($\text{Beneficio Neto} / \text{Total Activo}$) y razón de Endeudamiento ($\text{Total Pasivo} / \text{Total Activo}$).

Beaver concluyó que ciertas razones financieras son excelentes predictores de quiebra ya que permiten detectar la falta de solvencia al existir una enorme diferencia entre las razones financieras de las dos sub muestras que utilizó y que las razones financieras de rentabilidad seguidos de las razones financieras de liquidez

representaron las variables explicativas más significativas sobre la situación futura de una empresa. Puso en duda el uso del análisis multivariado.

Los estudios de Beaver fueron muy importantes en el desarrollo de la teoría de la solvencia, ya que logró separar y analizar los componentes de las razones financieras mediante el uso de métodos estadísticos y el cálculo de la media de los valores de dichos componentes, tanto de empresas en quiebra como sanas.

Otra conclusión de gran relevancia a la que llegó Beaver fue relacionada con el tema de las variables independientes y fue que las razones financieras de rentabilidad seguidas de las de liquidez representaron las variables explicativas más significativas sobre la situación futura de una empresa.

2.3.2.2 Modelos Multivariados

El análisis multivariado tiene sus orígenes en las primeras generalizaciones de la correlación y regresión, en donde se establecieron las primeras ideas del análisis de componentes principales (Pearson, 1901; Spearman, 1904); su establecimiento definitivo se ubica en los años treinta con los estudios de Hotelling (1931), Fisher (1935) entre otros. En general, cualquier análisis que considere simultáneamente dos o más variables forma parte de lo que se conoce como análisis multivariado.

La teoría de la solvencia originalmente consideró como fundamento la metodología de las razones financieras y se vió seriamente enriquecida con los

métodos estadísticos multivariados² que dieron a los investigadores instrumentos más potentes y eficaces para llegar a predicciones más fiables. De manera paralela a este desarrollo, en gran parte de los países se experimentó un progreso en la armonización de los principios de contabilidad generalmente aceptados así como en las normas y procesos de auditoría.

Poco a poco los modelos multivariados fueron superando la exactitud de las clasificaciones univariadas al ser más precisas las razones financieras y obtener porcentajes más altos de exactitud, alcanzando entre 95% y 97% comparados con los univariados que alcanzaban el 87%. El análisis multivariado parte de la idea de que la predicción de quiebra es un tema complejo y como tal, requiere de un análisis en el que intervienen una considerable cantidad de variables ($n > 1$). Para Kedall (1987) este tipo de análisis se refiere al conjunto de técnicas estadísticas que analizan de manera simultánea más de dos variables en una muestra de observaciones dadas. Para Cuadras (1981) esta técnica estudia, interpreta y elabora el material estadístico sobre la base de un conjunto de $n > 1$ variables, las cuales podrían ser de tipo cualitativo o cuantitativo o bien, una combinación de ambas.

Modelo de Altman

Edward Altman (1968) amplió el análisis multivariado al introducir por primera vez múltiples predictores de quiebra mediante el ADM. A lo largo de los años, este autor ha sido considerado por muchos como el investigador que más ha contribuido al

² Los métodos estadísticos multivariados cobraron fuerza gracias al desarrollo de softwares estadísticos tales como SPSS, SAS, BMPD, LISREL, SPAD, etc.

desarrollo de la teoría de la solvencia mediante la creación del modelo conocido como “Z-Score”. Para el desarrollo de su investigación Altman (1968) seleccionó una muestra de 33 empresas que fueron a la quiebra y otra de igual tamaño de empresas que no fueron a la quiebra del sector manufacturero que cotizaban en la bolsa de valores durante el periodo 1946 al 1965. Para la selección de las variables independientes Altman integró inicialmente un grupo de 22 razones financieras que fueron aplicados a ambas sub muestras de empresas. Estas 22 razones financieras fueron disminuidas a cinco factores que median la rentabilidad, la actividad, la liquidez, el apalancamiento y la solvencia. Para Altman estos 5 factores resultaban ser la mejor combinación para el discriminante entre empresas en quiebra y empresas sanas.

La función discriminante que construyó el autor y conocida como “Z-Score” es considerada por un gran número de investigadores y académicos como uno de los mejores modelos teóricos de predicción de quiebras. Se basa en unas ponderaciones sobre cinco razones financieras.

El modelo aplicable a empresas manufactureras que cotizan en bolsa tiene la siguiente tiene la siguiente fórmula:

Ecuación 1
Modelo Altman

$$Z = 1.2 \frac{CT}{AT} + 1.4 \frac{UR}{AT} + 3.3 \frac{UAI}{AT} + 0.6 \frac{VCM}{PT} + 0.99 \frac{V}{AT}$$

donde:

CT= Capital de Trabajo

AT= Activo Total

UR= Utilidades Retenidas

UAI= Utilidad Antes de Intereses e Impuestos

VMC= Valor de Mercado del Capital (empresa que cotiza en bolsa)

PT= Pasivos Totales

V= Ventas

Mediante este modelo, el autor obtenía un valor Z, el cuál determinaba el rango donde se clasificaba la empresa. Si el valor Z era menor o igual a 1.81 la empresa tenía una gran probabilidad de caer en insolvencia, si Z era mayor o igual que 2.99 la empresa estaba en una zona segura y si Z era mayor que 1.81 pero menor que 2.99 entonces la empresa se encontraba en una “zona gris”, lo cuál significaba se requería de mayor análisis para determinar la insolvencia de dicha empresa y de no tomar medidas la dirección de la empresa, habría gran probabilidad de caer en insolvencia.

Modelo de Deakin

Edward B. Deakin (1972) combinó en su trabajo las investigaciones realizadas por Beaver y Altman dentro de un único estudio desarrollando un modelo de fracaso empresarial. Consideró que Beaver en su modelo univariado obtuvo mejores resultados predictivos a través de la diferencia de algunos de las razones financieras contrastadas con el Modelo Multivariado de Altman, sin embargo, el método de este último tenía más atracción intuitiva.

En su trabajo intentó combinar primeramente los aspectos más interesantes de ambos modelos y partiendo de la misma hipótesis teórica, reprodujo el estudio de Beaver (1966), utilizando las mismas variables explicativas. Posteriormente, utilizó la metodología de MDA de Altman para investigar las combinaciones de las 14 razones financieras de Beaver, las cuales podrían ser las mejores predictoras de una quiebra dentro de una combinación lineal de razones financieras. En su muestra Deakin seleccionó 11 empresas en quiebra incluidas en el “Mody’s Industrial Manual” y 23 empresas sin quiebra durante el periodo 1963-1964. Su estudio partió de un test de “significancia individual” y “clasificación dicotómica” de cada variable independiente.

Luego llevó a cabo el cálculo de las combinaciones multivariantes de las razones financieras a través de las funciones discriminantes. Deakin llegó a dos interesantes conclusiones basadas sobre el “scales vector” que indicaban la contribución relativa de cada variable a la función discriminante y fueron:

1) Consiguió disminuir el número de variables, eliminando aquellas que proporcionan una distribución relativamente pequeña a la función y que daban como resultado el incremento sustancial dentro del número de errores de clasificación.

2) Descubrió que un modelo único puede ser suficiente para predecir una quiebra con un alto grado de probabilidad, pero insuficiente para predecir a largo plazo la misma probabilidad de que ocurra.

Sus resultados coincidieron con los de Beaver en cuanto a la razón financiera Cash flow / deuda total que obtuvo la mayor exactitud de clasificación, y cuyos porcentajes fueron altos, incluso hasta 5 años antes de la quiebra. También las razones financieras de resultado neto / activo total y deuda total / activo total, proporcionaron excelentes resultados.

Modelo de Ohlson

James A. Ohlson (1980) desarrolló su trabajo presentado como cambio principal con respecto a otras investigaciones la utilización de un método estadístico diferente de los que tradicionalmente se habían venido utilizando. Utilizó el modelo econométrico de probabilidad condicional de regresión logística (Logit) en lugar del MDA intentando mejorar las diferencias que éste último presentaba. Según Ohlson el MDA tenía poco valor interpretativo al contrario del Logit. Antes de la década de los 80's, aun cuando ya

se habrían detectado problemas metodológicos y estadísticos aplicando el MDA, ningún otro investigador intentó probar otras alternativas para mejorar estos aspectos.

Ohlson detectó, con respecto a la variable dependiente, que la definición de fracaso tenía significativas variaciones y arbitrariedades teniendo en cuenta la diversidad de estudios; la dicotomía entre “quiebras vs no quiebra” era normalmente la más utilizada, pero para él representaba una aproximación muy “cruda”. Además, señaló que también existía un gran número de dificultades estadísticas y problemas metodológicos que debían ser discutidos.

La base de datos utilizada por Ohlson para el desarrollo de su investigación, difirió de los estudios anteriores en que no seleccionó empresas fracasadas, pues optó por un procedimiento diferente, que según él, tenía una mayor ventaja al considerar que los reportes indicaban una situación en un momento del tiempo en que éstos fueron hechos públicos, y por tanto, el analista no podía verificar si la empresa había llegado a la quiebra antes o después de que los datos fueran publicados.

Este problema de temporalidad se daba porque se creía que los informes financieros de las empresas estaban disponibles a la fecha del cierre anual, cosa que en la práctica no sucedía, y menos aún en las empresas “fracasadas” las cuales en ocasiones llegaban a producir su información después de ésta y ya no era “oportuna” Ohlson prefirió buscar otra fuente para la extracción de sus bases de datos que le indicara la fecha exacta de su emisión pública para en realidad poder predecir relaciones económicas, pues si una empresa solicitaba el procedimiento concursal entre el posterior cierre de ejercicio y antes de la emisión de los estados financieros finales, la información perdía validez, y por consiguiente el análisis predictivo.

Los estudios realizados por Ohlson sentaron un precedente en los estudios sobre la posibilidad de elección de metodologías estadísticas alternativas, debido a que se comenzaron a utilizar modelos más flexibles en cuanto a sus requerimientos, proponiendo en general otros dos modelos de probabilidad condicional (Logit y Probit) que resultaban tan diferentes con el MDA.

Cash Flow

A partir de la década de los 80's se iniciaron estudios concluidos principalmente para investigar si existía evidencia empírica sobre una mayor capacidad predictiva al utilizarse el cash flow operativo, para aplicarlo posteriormente a razones financieras individuales o en combinación con otras razones financieras basadas en el devengo. La utilización de datos basados únicamente en el devengo, queda parcialmente justificada por la falta de información y normatividad sobre cash flow en aquella década. Éste concepto fue considerado en general como la suma de los ingresos netos más las depreciaciones o el capital de trabajo operativo.

Los resultados de los estudios predictivos, que consideraron al cash flow operativo, mostraron que tales medidas podían utilizarse solo como una contribución marginal para diferenciar entre las empresas en quiebra y las empresas sanas, sin embargo dicha exactitud marginal dentro del modelo podía ser mínima y siempre debía tenerse un gran cuidado para seleccionar las variables independientes.

2.3.2.3. Modelos con Inteligencia Artificial

En el momento actual la inteligencia artificial (IA) se aplica a numerosas actividades humanas y como líneas de investigación más explotadas destacan el razonamiento lógico, la traducción automática y comprensión del lenguaje natural, la

robótica, la visión artificial y, especialmente, las técnicas de aprendizaje y de ingeniería del conocimiento. Estas dos últimas ramas son las más directamente aplicables al campo de las finanzas pues, desde el punto de vista de los negocios, lo que interesa es construir sistemas que incorporen conocimiento y, de esta manera, sirvan de ayuda a los procesos de toma de decisiones en el ámbito de la gestión empresarial.

En el ámbito específico del análisis contable, según Bonsón & Sierra (1996), la IA constituye una de las líneas de actuación futura más prometedoras, con posibilidades de aplicación tanto en el ámbito de la investigación como en el diseño de sistemas de información inteligentes, que no solamente proporcionen datos al decisor sino que recomienden el mejor curso de actuación a seguir.

Según Altman & Saunders (1998), el análisis de la solvencia empresarial ha sufrido una gran evolución a lo largo de los últimos 20 años, debido a factores tales como el aumento en el número de quiebras, la desintermediación creciente que se observa en los mercados financieros, la disminución de los tipos de interés o el desarrollo de nuevos instrumentos financieros. Todo ello ha impulsado el desarrollo de nuevos y más sofisticados métodos de análisis de la solvencia y entre este tipo de sistemas ocupan un papel destacado aquellos que están basados en técnicas de IA.

La determinación de la solvencia futura de una empresa puede ser entendida en la mayoría de los casos como una operación de clasificación, es decir, dada una información inicial o conjunto de atributos asociados a una empresa, y extraídos en su mayor parte de los estados contables de la misma, lo que pretende el analista es tomar la decisión de clasificar a esa empresa dentro de una categoría concreta de riesgo financiero, de entre varias posibles.

Aplicando la clásica división que hizo Simon (1960) de los procesos de decisión entre estructurados y no estructurados, es claro que esa decisión es de tipo no estructurado ya que no existe un procedimiento definido para abordarla, siendo necesario el juicio y la propia evaluación del decisor. Tal y como señalan diversos autores (Ball & Foster, 1982; Martín Marín, 1934), no existe una teoría comúnmente aceptada que explique el fenómeno del fracaso empresarial por lo que a priori, no es posible establecer qué variables financieras ni qué valores en las mismas determinan la futura solvencia o insolvencia de una firma.

Debido a lo anterior, el estudio de la solvencia implica una investigación selectiva dentro de un espacio de alternativas inmenso pues, como se ha comentado, no existe un procedimiento que conduzca de forma inequívoca a la solución óptima. Por lo tanto, la selección ha de estar basada en reglas prácticas o heurísticas, debiendo fijarse también un criterio de suficiencia para determinar cuándo las soluciones encontradas son satisfactorias. Todo ello concuerda plenamente con el paradigma de la racionalidad limitada, que gobierna los procesos de decisión en el ámbito económico. Ese análisis heurístico se ha implementado tradicionalmente a través de la aplicación de técnicas estadísticas, tales como el análisis multidiscriminante lineal o los diversos modelos de variable de respuesta cualitativa (Logit, Probit, etc.). Sin embargo todas estas técnicas presentan limitaciones, pues parten de hipótesis más o menos restrictivas, que por su propia naturaleza la información económica, y en especial los datos extraídos de los estados financieros de las empresas, no van a cumplir, perjudicando así los resultados.

La aplicación de técnicas procedentes del campo de la IA surge como un intento de superar esta limitación, pues estas últimas no parten de hipótesis preestablecidas y se enfrentan a los datos de una forma totalmente exploratoria, configurándose como procedimientos estrictamente no paramétricos. Dentro de los diversos sistemas de IA que han sido aplicados al campo del análisis de la solvencia se encuentran:

- 1) Los sistemas Expertos. Según Schaefer (1987), los sistemas expertos son una técnica adecuada para complementar muchas de las tareas que engloba el estudio de la solvencia empresarial, entre las que se puede destacar la evaluación de la gestión de la empresa, la vigilancia para anticipar una degradación en la posición financiera y la medida de la eficacia de la empresa en relación con su entorno competitivo. La mayor parte de los sistemas expertos en el campo del análisis de la solvencia están formados por dos módulos: un módulo informático convencional que realiza los cálculos con ayuda de una hoja de cálculo electrónica y un módulo de sistema experto, que efectúa los procesos de análisis e interpretación de los datos y de emisión del informe, normalmente por medio de un procesador de texto.
- 2) Las técnicas de Aprendizaje Automático. Cuando se trata de inferir conocimiento a partir de los datos contenidos en una base, es posible hablar de dos líneas de investigación principales:
 - a. Una de ellas trata de realizar una aproximación simbólica/algorítmica, y simula el razonamiento lógico mediante la manipulación de símbolos. Dentro de esta corriente, los algoritmos de inducción de reglas y árboles

de decisión son las técnicas más adecuadas para el análisis de la solvencia.

- b. La otra rama de la investigación se ha dirigido a intentar construir estructuras que aprendan y se auto organicen, imitando a las de la vida biológica, siendo las redes neuronales el producto de esta filosofía que más se ha utilizado en los trabajos sobre predicción de la insolvencia.

Una vez revisados los principales modelos de predicción de desempeño financiero podemos mencionar, a manera de resumen, que estos trabajos comparten una metodología estática común, consistente en la estimación transversal de los modelos. Concretamente, la estimación se efectúa separadamente con datos de los estados financieros de uno, dos, tres, etc., años antes de que la quiebra tenga lugar. Modelos que, después, se aplican a muestras externas de validación para determinar los errores de clasificación, y que proporcionan la probabilidad de que una empresa quiebre o no. Prácticamente todos los resultados empíricos de los distintos modelos coinciden en señalar que las empresas con dificultades tienen características significativamente distintas a las sanas para periodos anteriores al fracaso, en lo que a rentabilidad y endeudamiento se refiere.

Por otra parte, es preciso señalar que los modelos de predicción presentan ciertos problemas en relación con los datos. En efecto, las estimaciones y los indicadores de distancia de quiebra, se obtienen a partir de los últimos estados financieros publicados por la empresa en cuestión. Estados financieros que se suelen dar a conocer con posterioridad a la finalización del ejercicio. Las investigaciones que constituyen el área de estudio del fracaso financiero tienen como característica común

la escasa existencia de aportaciones teóricas en las que, a partir de un modelo formalmente enunciado, se describa el proceso por el que una empresa se vé conducida a esta situación.

Giancarlo y Varetto (1993) realizaron un trabajo empírico en el que utilizaban RNA. Para éstos dos autores, las RNA no representaban una teoría matemática exacta y clara en comparación con las técnicas estadísticas tradicionales, sin embargo, y a pesar de estas limitaciones, subrayaron la importancia de que una de las partes integrales de su proyecto consistía en probar nuevas metodologías de análisis para las empresas crediticias a través de construir y mantener una base de datos específica que incluyera compañías con problemas financieros. Esto con el objetivo de desarrollar investigaciones mediante procesos dinámicos (en tiempo real) de quiebras y fracasos.

El método de las RNA consistía en interconectar un gran número de unidades con otras, para ver si son capaces de dar resultados que son relativamente fáciles de calcular. Es decir, la idea se basaba en observar como un gran número de unidades interactúan entre sí. Altman, Marco, & Varetto (1994) apuntaban que las RNA no requerían una previa especificación de una forma funcional lineal, ni la adopción de supuestos restrictivos acerca de las características de las distribuciones estadísticas de las variables y errores del modelo. Es decir, las RNA daban la posibilidad de trabajar con variables imprecisas, cambiando los modelos a través del tiempo para que éstos fueran capaces de adaptarse gradualmente a cada nuevo caso que se presentara. Una novedad en el estudio de estos investigadores consistió en probar por primera vez un método alternativo al análisis discriminante cuya aplicación estuviera basada en la IA, a través de las RNA. Sus resultados les confirmaron que este sistema proporciona un

diagnóstico automático y puede ser utilizado para preseleccionar negocios que deban examinarse posteriormente con más profundidad para otorgarles créditos.

Concluyeron que aunque este sistema tenía poder predictivo considerable y era flexible, se requerían numerosas pruebas para obtener la estructura de las RNA. Además, existía la posibilidad de obtener resultados con un comportamiento ilógico dado las diferentes variaciones de los “input.valores”. Esto desde un punto de vista financiero representaba un serio problema. Por eso reconocieron la necesidad de utilizar de manera simultánea el ADM y la técnica de RNA.

2.4. Principales Investigaciones en México

En México, en los últimos años se han desarrollado diferentes modelos para predecir el desempeño financiero utilizando las razones financieras como herramienta básica.

Por ejemplo, Abreu Beristain & Morales Castro (2008) realizaron una investigación con modelos de predicción para ocho empresas que cotizaron en la BMV durante el periodo de 1990 a 2005 y que tuvieron problemas, los cuales se reflejaron en su desempeño financiero, estas empresas fueron: Buffete Industrial, Controladora de Farmacias, Grupo Covarra, Consorcio Grupo DINA, Regio Empresas, Grupo SITUR, Grupo SIDEK y Grupo TRIBASA. En dicha investigación utilizaron el modelo de Altman Z-Score versión 1968, realizaron una modificación al modelo original, incluyendo una sexta razón financiera, pasivo total/activo total, para poder medir la insolvencia legal. Dichos autores, clasificaron a las empresas en dos grupos según sus medias, estos grupos fueron en quiebra y en no quiebra, las medias de cada una de las razones multiplicadas por el valor obtenido en la función discriminante produjeron un valor

global Z por cada uno de los grupos, con la calificación global Z se realizó una estimación y prueba de hipótesis acerca de estos valores para compararse con el valor medio de calificación Z de las empresas en quiebra de Altman. Dentro del modelo se indentificó la zona de ignorancia o de error, la cual señala si las empresas deben ser clasificadas en quiebra o no quiebra cuando su calificación Z se encuentre fuera de esta zona. El resultado de esta investigación fue que el modelo no fue eficiente para predecir la quiebra ya que los resultados cayeron en dicha zona de ignorancia.

Por otro lado, Astorga Hilbert del Instituto Federal de Especialistas en Concursos Mercantiles (IFECOM) realizó un estudio con 124 empresas mexicanas de diversas industrias como la manufacturera, comerciales, de servicios, construcción y comunicación. De estas se seleccionaron 44 de ellas para ser utilizadas en el modelo Altman Z (1968) y el modelo ZETA (1977). (Astorga, s.f.) . Al aplicar los modelos, los resultados que se obtuvieron fueron los siguientes, para el modelo Z, se obtuvo una certeza del 82% de predicción. Para el caso del modelo ZETA, el resultado fue de un 88% de precisión al predecir la insolvencia. Astorga concluyó que los modelos tuvieron una baja certeza de predicción. (Astorga, s.f.)

Otra investigación mexicana sobre el modelo Altman, fue la de Ibarra (2001) donde aplicó un modelo multivariable con el que pretendía reducir las razones que utilizó Altman del año 1968 para predecir la insolvencia en México de las empresas del sector hotelero de la BMV. El principal objetivo era estudiar una economía emergente a partir de razones en modelos predictivos en el sector antes mencionado. La muestra fue de cinco empresas hoteleras: Aristos, Calinda, Posadas, Realtur y Situr, éste último seguía presentando información financiera a la BMV por criterios de la Comisión

Nacional Bancaria y de Valores, a pesar de estar en suspensión de pagos. Una de las desventajas del modelo de Altman que fue mencionada por Ibarra (2001) es que para utilizar el modelo se presentan problemas de calidad ya que la información financiera de las muestras que se seleccionan no es íntegra, Ibarra (2001) además critica en su investigación que el modelo de Altman no puede diferenciar que las empresas que cayeran en insolvencia fracasarían, ya que se ha comprobado que en ocasiones no se clasifican en el resultado del modelo como insolvente cuando realmente lo son o viceversa.

Continuando con la evolución del modelo de Altman, en el 2005 se realizó un estudio aplicado a empresas mexicanas, el objetivo fue principalmente analizar tanto empresas públicas como privadas con el fin de poder crear un parámetro de calificación propio y poderlo comparar con el de las agencias calificadoras Moody's, S&P y Fitch. El análisis fue mediante el modelo ajustado Emerging Market Scoring Model (EMS) basado en el modelo Altman Z-Score, enfocando su aplicación en mercados emergentes (Altman, 2005). El estudio se llevó a cabo evaluando los créditos de las empresas desde antes de la crisis financiera de 1994 hasta el año 2005, tomando como muestra alrededor de 30 empresas que habían emitido deuda en el mercado de eurobonos, donde la mayoría de las firmas obtuvieron calificaciones más bajas por parte de las calificadoras que las obtenidas mediante el modelo EMS, esto debido a que influyeron factores cambiantes como la volatilidad del peso mexicano y la inflación impactando en el mercado de capital y por ende en las utilidades de los accionistas. A pesar de dichas ineficiencias se concluyó que el estudio había aportado valor

significativo al modelo EMS y que su aplicación era posible de llevar a cabo (Altman, 2005).

Otra investigación, es la realizada por García & Morales (2016), en la cual, mediante el uso de RNA propone mejorar la precisión de clasificación de las empresas dentro de la BMV, en específico del sector comercial en comparación con las técnicas de ADM y los modelos Logit. Para ello, se desarrollaron más de cincuenta arquitecturas neuronales, y la red neuronal artificial que resultó fue la arquitectura MLP 6:12:2 basada en algoritmos de aprendizaje de retro-propagación hacia atrás. Los resultados encontrados en la técnica de RNA arrojaron que esta técnica tiene un mejor pronóstico de evaluación y de clasificación que la obtenida por los modelos Logit y las técnicas ADM.

2.5. Indicadores para Medir el Valor en las Empresas

2.5.1. Generación de Valor

Según Pérez y Veiga (1996), el valor es la capacidad que tiene una empresa para aprovechar al máximo el capital que posee y por ello requiere de un buen manejo de los recursos para que pueda generar nuevos, además de que con ello podrá autofinanciarse. Por ello, se puede decir que la meta de los accionistas no sólo es la maximización de las utilidades, sino la maximización del valor en la empresa. Por su parte Weston y Copeland (1994) afirman que la maximización del valor considera el valor del dinero a través del tiempo.

2.5.2. Generación Económica Operativas (GEO).

Este indicador mide el rendimiento sobre la inversión operativa neta después de impuestos, en relación con el costo promedio ponderado del capital. Estima la generación de valor económico de una empresa, por lo que es una alternativa de análisis de la generación de valor (Amat, 2001).

Para calcular este valor, se necesita determinar en primera instancia el RIONDI (RION después de impuestos); el RIONDI tendrá mayor variación con respecto al RION a medida que los impuestos sean más altos, al cual se le restas el valor del costo de capital de la empresa k . si el RIONDI es mayor que el costo de capital hay generación de valor por lo contrario si es menor se destruye valor. La diferencia se multiplica por el ION y con ello se obtiene el valor generado o destruido por la empresa en moneda, es decir el GEO. La fórmula para tal efecto es:

Ecuación 2
Generación Económica de Operativa

$$GEO = [RIONDI - k] * ION$$

Dónde:

RIONDI = Rendimiento sobre la Inversión Operativa Neta Después de Impuestos.

ION = Inversión Operativa (IO) – pasivo sin costo

IO = activo – disponible

3. Utilidades. Las empresas lucrativas tienen como intención fundamental la obtención de ganancias y entre mayores sean, mejor Amat (2001) sostiene que las utilidades o ganancias son un indicador que mide el éxito alcanzado por las empresas, por su parte para Schall y Haley (1998) referenciando a Milton Friedman sostienen que

la finalidad de una empresas es simplemente maximizar utilidades al elaborar productos que demanda el mercado en un medio ambiente económico, libre de muchos controles del gobierno.

Para conocer la utilidad que se obtiene por cada una de las acciones se calcula la utilidad por acción (UPA), con la siguiente fórmula:

Ecuación 3

Utilidad por acción

$$UPA = \frac{\textit{Resultado Neto}}{\textit{Números de acciones}}$$

La UPA de las diferentes empresas que cotizan en las Bolsas de Valores se publica en los reportes periódicos de las Bolsas de Valores y normalmente se puede consultar en la sección financiera de casi todos los periódicos. A pesar de que este es un indicador del éxito de las empresas, se sujeta a las deficiencias de la contabilidad de las empresas. Sin embargo, a medida que la utilidad es mayor en las empresas, el éxito es asociado a las empresas.

2.6. Categorías de las Razones Financieras.

Según Peavler (2017), los índices financieros ayudan al propietario de una empresa o a sus potenciales inversores actuales a comprender mejor el estado general de la empresa y su estado en varias categorías específicas. Además, el mismo autor manifiesta que el seguimiento de las razones financieras durante un período de tiempo es una forma poderosa de identificar tendencias en sus etapas iniciales. Las razones también son utilizadas por los prestamistas y analistas de negocios para determinar la estabilidad financiera y la posición de una compañía.

Para (Peavler, 2017) es importante entender que las razones financieras son sensibles al tiempo; solo pueden mostrar una imagen de un negocio en un momento dado. Entonces, el mismo autor dice que la mejor manera de usar razones financieras es realizar un análisis de razones de manera consistente y clasifica los índices financieros en cinco categorías, las cuales se mencionan a continuación:

Liquidez o razones de solvencia

Las razones de liquidez o solvencia se enfocan en la capacidad de una empresa para pagar sus obligaciones de deuda a corto plazo. Como tal, se centran en los activos actuales y pasivos corrientes de la empresa en el balance.

Las proporciones de liquidez más comunes son la relación de corriente, la relación rápida y la tasa de combustión (medida de intervalo). La relación rápida, como su nombre lo indica, determina cuánto dinero está disponible en el plazo más cercano para pagar las obligaciones actuales. El índice actual es similar, pero con una relación de evaluación de liquidez menos estricta. La tasa de quemadas mide cuánto tiempo puede continuar un negocio cuando los gastos actuales exceden el ingreso actual.

Es una medida común utilizada en la evaluación de empresas nuevas, que casi siempre pierden dinero cuando comienzan a hacer negocios. La tasa de quemados responde a la pregunta importante: cuánto tiempo, a la tasa actual, la empresa podrá mantener sus puertas abiertas.

Apalancamiento financiero o razones de deuda

El apalancamiento financiero o las razones de deuda se centran en la capacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones de deuda a largo plazo. Examina los pasivos a largo plazo de la empresa en el balance, como los bonos. Los ratios de

apalancamiento financiero más comunes son los ratios de deuda total, la relación deuda / capital, el índice de deuda a largo plazo, el índice de intereses ganados, el índice de cobertura de cargos fijos y el índice de cobertura de efectivo. Aunque todos ligeramente diferentes, estos índices de apalancamiento financiero le informan sobre diferentes aspectos de la salud financiera general de la compañía y, en la mayoría de los casos, cuantifican el capital de los accionistas.

Eficiencia de los activos o razones de rotación

La eficiencia de los activos o los índices de rotación miden la eficiencia con la que la empresa usa sus activos para producir ventas. Como resultado, se enfoca tanto en el estado de resultados (ventas) como en el balance (activos).

Los índices de eficiencia de activos más comunes son el índice de rotación de activos, el índice de rotación de cuentas por cobrar, el índice de ventas por inventario en días, el índice de ventas en cuentas por cobrar, el índice de capital de trabajo neto, el índice de rotación de activos fijos y la rotación total de activos. Proporción.

Los índices de eficiencia de los activos son particularmente valiosos para describir el negocio desde un punto de vista dinámico. Usados en conjunto, describen qué tan bien se está ejecutando el negocio: qué tan rápido se están vendiendo sus productos, cuánto tiempo tardan los clientes en pagar y cuánto capital está inmovilizado en el inventario.

Razones de rentabilidad

Los ratios de rentabilidad son exactamente lo que su nombre implica. Se centran en la capacidad de la empresa para generar ganancias y un rendimiento adecuado de los activos y la equidad. Miden qué tan eficientemente la empresa usa sus activos y

qué tan efectivamente maneja sus operaciones y responde preguntas tan básicas como "¿Qué tan rentable es esta empresa?" y "¿Cómo se compara con sus competidores?".

Razones de valor de mercado

Las razones de valor de mercado se pueden calcular para las empresas que cotizan en bolsa solo en lo que se refiere al precio de las acciones. Existen muchos ratios de valor de mercado, pero algunos de los más utilizados son el precio / beneficio (P / E), el valor contable para compartir el valor y el rendimiento por dividendo.

La utilidad de analizar a las razones financieras es para interpretar el comportamiento de las empresas. Por ello, James y Horrigan (1965) sostienen que "Es inconcebible que la información financiera pueda ser analizada si no es a través de razones financieras, de una forma o de otra, por lo que una justificación de la importancia y utilidad de las razones financieras sería también una justificación importante para la contabilidad financiera".

A su vez las razones financieras son datos contables que tienen como premisa fundamental conocer la esencia de la empresa, Jiménez, García-Ayuso y Sierra (2000), sostienen que el análisis financiero empresarial dota de conceptos y técnicas esenciales para la formulación de juicios consistentes sobre la empresa que ayudan en la toma de decisiones.

A continuación se presenta una descripción primero de manera general de las 40 razones financieras analizadas en este estudio y posteriormente de manera particular.

Cabe señalar que sólo se incluyeron las razones financieras que contaban con todos los criterios de análisis que se requerían para el análisis del desempeño

financiero que generaron los estados financieros de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV.

De manera general estas son las razones financieras analizadas:

Razones financieras utilizadas en este estudio {

- A. Razones de liquidez*
- B. Razones de apalancamiento*
- C. Razones de solvencia*
- D. Razones de actividad*
- E. Razones de rentabilidad*
- F. Razones de flujo de caja*
- G. Razones de mercado*

A continuación se describen de forma particular las razones financieras y sus categorías, presentando su definición y su relación contable. Es importante mencionar que las definiciones se dan a partir de un análisis y síntesis de información recabada de (Myer & allen, 2010; Dumraff, 2010; Ross et al., 2010; Pascale, 1999; De Jaime, 2008; Gitman, 2007; Morales Castro, 2007; Ehrhardt & Brigham 2006; Adam y Herrería 2005; De Jaime 2003; Van Horne & Wachowicz, 2010; Weston & Copeland, 1994).

2.6.1. Razones de Liquidez

Según Investorwords (2019), la liquidez es la capacidad de un activo para convertirse en efectivo rápidamente y sin ningún descuento de precio.

La razón de liquidez es el valor total en dólares de efectivo y valores negociables dividido por pasivos corrientes. Para un banco, este es el efectivo en poder del banco como una proporción de los depósitos en el banco. El índice de liquidez mide la medida en que una corporación u otra entidad puede liquidar rápidamente activos y cubrir pasivos a corto plazo, y por lo tanto es de interés para los acreedores a corto plazo. También llamado relación de activos en efectivo o proporción de efectivo (Investorwords, 2019).

Las razones de liquidez que se consideraron en esta investigación son las siguientes:

$$\text{Razones de liquidez} \left\{ \begin{array}{l} 1. \text{Razón de Circulante} \\ 2. \text{Razón Activo Circulante a Activo Total} \\ 3. \text{Razón Activo Circulante a Pasivo Total} \\ 4. \text{Razón de Solvencia Inmediata} \\ 5. \text{Razón de Prueba Ácida} \\ 6. \text{Razón de la Variación de Flujo de Efectivo a Pasivo Total} \end{array} \right.$$

A continuación se definen cada uno de los elementos que componen al grupo de razones de liquidez:

1. Razón del Circulante: también conocida como de “capital de trabajo” e “índice de solvencia”. Este indicador nos muestra la capacidad de pago a corto plazo de la empresa, así como su solvencia para hacer frente a sus obligaciones financieras o deudas.

Mientras más alta es la razón del circulante, la capacidad de pago de la empresa es mayor, por el contrario si es baja, la empresa tendrá problemas de liquidez para cubrir sus pasivos a corto plazo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

$$\begin{array}{c} \textbf{Ecuación 4} \\ \text{Razón Circulante} \\ \frac{\text{Activo Circulante}}{\text{Pasivo Circulante}} \end{array}$$

2. Activo Circulante a Activo Total: mide el porcentaje asignado a la parte de liquidez con respecto a la inversión total de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 5
Activo Circulante a Activo
Total

$$\frac{\textit{Activo Circulante}}{\textit{Activo Total}}$$

3. Razón de Activo Circulante a Pasivo Total: este indicador nos señala la proporción que existe entre el activo circulante y el pasivo total, es decir, mide la capacidad que tiene la empresa para garantizar la deuda contraída en forma total con valores de activo circulante.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 6
Razón de Activo Circulante a Pasivo
Total

$$\frac{\textit{Activo Circulante}}{\textit{Activo Total}}$$

4. Razón de Activo Circulante: a esta razón se le conoce también con la denominación de “solvencia inmediata”, “pago inmediato” o “razón de liquidez y endeudamiento”. Este indicador mide la capacidad de pago inmediato y el nivel de solvencia de la empresa para hacer frente a sus deudas con los proveedores y acreedores a corto plazo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 7
Razón de Activo Circulante

$$\frac{\textit{Efectivo + Inversiones temporales}}{\textit{Pasivo Circulante}}$$

5. Prueba Ácida: esta razón revela la capacidad que tiene la empresa para utilizar los activos de disponibilidad inmediata para hacer frente a sus obligaciones financieras a corto plazo, sin considerar los inventarios, ya que frecuentemente estos están en

proceso o en materia prima, por lo que no se podrían transformar en efectivo de manera inmediata.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 8
Prueba Ácida

$$\frac{\text{Activo Circulante} - \text{Inventarios}}{\text{Pasivo Circulante}}$$

6. Variación del Flujo de Efectivo a Pasivo Total: este indicador, muestra el aumento o disminución en el flujo de efectivo en relación a las deudas totales contraídas por la empresa. Muestra la capacidad que tiene la empresa de transformar su deuda contraída al asignarla a algún recursos y al final del periodo transformarla a activo contable.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 9
Variación del Flujo de Efectivo a Pasivo
Total

$$\frac{\text{Variación en el flujo de efectivo}}{\text{Pasivo Total}}$$

2.6.2. Razones de Apalancamiento Financiero

De acuerdo con Investorwords (2019), el apalancamiento financiero es el grado en que un inversor o empresa está utilizando dinero prestado. Las empresas que están altamente apalancadas pueden estar en riesgo de quiebra si no pueden hacer pagos de su deuda; es posible que tampoco puedan encontrar nuevos prestamistas en el futuro. El apalancamiento financiero no siempre es malo, sin embargo; puede aumentar el rendimiento de la inversión de los accionistas y, a menudo, existen ventajas fiscales

asociadas con los préstamos. También llamado apalancamiento. Las razones de apalancamiento que se consideraron en esta investigación son las siguientes:

$$\text{Razones de Apalancamiento} \left\{ \begin{array}{l} 7. \text{Razón de Endeudamiento} \\ 8. \text{Razón de Intereses Pagados a Pasivo con Costo} \\ 9. \text{Razón de Pasivos monetarios extranjeros a Pasivo Total} \\ 10. \text{Razón de Capital Contable a Activo Total} \\ 11. \text{Razón de Pasivo Circulante a Activo Total} \\ 12. \text{Razón de Pasivo Total a Capital Contable} \\ 13. \text{Razón de Ventas Netas a Capital de Trabajo} \end{array} \right.$$

A continuación se definen cada uno de los elementos que componen al grupo de razones de apalancamiento:

7. Razón de Endeudamiento: este indicador estima la porción de activos financieros por deuda, es decir, mide la capacidad de endeudamiento por cada peso invertido y el riesgo de que la empresa pase a manos de sus acreedores cuando rebasa la proporción de 0.5.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 10
Razón de
Endeudamiento

$$\frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Activo Total}}$$

8. Intereses Pagados a Pasivos con Costo: revela lo que significan los intereses pagados con respecto al resultado de las transacciones financieras de un negocio midiendo su rendimiento sin verse afectado por gastos financieros o costos de deuda.

Ecuación 11
Intereses Pagados a Pasivos con
Costo

$$\frac{\text{Intereses Pagados}}{\text{Pasivos con Costo}}$$

9. Razón de Pasivos Monetarios Extranjeros a Pasivo Total: este indicador calcula la facilidad con la que se obtiene financiamiento nacional o extranjero, indicando con ello la vulnerabilidad que tiene la empresa con respecto a las fluctuaciones en el tipo de cambio.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 12

Razón de Pasivos Monetarios Extranjeros a Pasivo Total

$$\frac{\textit{Pasivos monetarios extranjeros}}{\textit{Pasivo Total}}$$

10. Razón de Capital Contable a Activo Total: evalúa la proporción que les corresponde a los accionistas con respecto a la inversión total de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 13

Razón de Capital Contable a Activo Total

$$\frac{\textit{Capital Contable}}{\textit{Activo Total}}$$

11. Pasivo Circulante a Activo Total: es la capacidad que tiene la empresa para respaldar sus obligaciones con los acreedores a corto plazo en relación a sus activos totales.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 14

Pasivo Circulante a Activo Total

$$\frac{\textit{Pasivo Circulante}}{\textit{Activo Total}}$$

12. Razón de Pasivo Total a Capital Contable: esta razón mide no sólo el nivel de contribuciones que han hecho los socios con respecto a los acreedores de manera separada, sino también el grado de riesgo de cada una de las partes que financian las operaciones en cuanto a la relación deuda-patrimonio.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 15
Razón de Pasivo Total a Capital
Contable

$$\frac{\textit{Pasivo Total}}{\textit{Capital Contable}}$$

13. Razón de Ventas Netas a Capital de Trabajo: este indicador mide la capacidad que tiene la empresa de asignar recursos que permiten que la empresa opere en el corto plazo para posteriormente convertirlos en efectivo a través de las ventas.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 16
Razón de Ventas Netas a Capital de
Trabajo

$$\frac{\textit{Ventas Netas}}{\textit{Capital de Trabajo}}$$

2.6.3. Razones de Solvencia

Estos parámetros se refieren a la capacidad financiera que tiene un negocio para pagar sus deudas en cuanto a los recursos con los que cuenta para hacer frente a estas obligaciones. Es decir, establece la relación que existe entre lo que tiene un negocio y lo que debe. En consecuencia, el ser solvente es contar con los bienes y recursos suficientes para respaldar el endeudamiento, aun cuando estos no sean en efectivo.

Las razones de solvencia que se consideraron en esta investigación son las siguientes:

$$\text{Razones de Solvencia} \left\{ \begin{array}{l} 14. \text{ Razón de Intereses Pagados a Utilidades de Operación} \\ 15. \text{ Razón de Pasivo a Largo Plazo a Activo Fijo} \\ 16. \text{ Razón de Ventas Netas a Pasivo Total} \end{array} \right.$$

A continuación se definen cada uno de los elementos que componen al grupo de razones de solvencia:

14. Razón de Intereses Pagados a Utilidades de Operación: es la proporción de intereses pagados a los acreedores mediante las utilidades antes de intereses e impuestos.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 17
Razón de Intereses Pagados a Utilidades de Operación

$$\frac{\text{Intereses Pagados}}{\text{Utilidades de Operación}}$$

15. Razón de Pasivo a Largo Plazo a Activo Fijo: este indicador mide la relación que hay entre los activos fijos y la solvencia que tiene la empresa para pagar sus deudas a largo plazo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 18
Razón de Pasivo a Largo Plazo a Activo Fijo

$$\frac{\text{Pasivo a Largo Plazo}}{\text{Activo Fijo}}$$

16. Razón de Ventas Netas a Pasivo Total: este índice mide la proporción en que las ventas netas de la empresa pueden pagar las deudas contraídas.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 19
Razón de Ventas Netas a Pasivo
Total

$$\frac{\textit{Ventas Netas}}{\textit{Pasivo Total}}$$

2.6.4. Razones de Actividad

Son indicadores que demuestran la eficacia con la que la empresa utiliza los activos. Miden el logro de los resultados propuestos indicando si se hicieron las cosas que se deberían de hacer a través de un uso adecuado de los activos.

Las razones de actividad que se consideran en esta investigación son las siguientes:

$$\textit{Razones de Actividad} \left\{ \begin{array}{l} 17. \textit{Razón de Rotación de Activos totales} \\ 18. \textit{Razón de Rotación de Activos Fijos} \\ 19. \textit{Razón de Rotación de Inventarios} \\ 20. \textit{Razón de Cuentas por Cobrar} \\ 21. \textit{Periodo de Cobranza} \end{array} \right.$$

A continuación se definen cada uno de los elementos que componen al grupo de razones de actividad:

17. Razón de Rotación de Activos totales: este indicador nos muestra la eficiencia con la que la empresa utiliza sus activos para la generación de efectivo a través de las ventas, es decir, a mayor cantidad de ventas mayor rendimiento en la inversión, tanto de los accionistas como del financiamiento externo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 20
Razón de Rotación de Activos
Totales

$$\frac{\textit{Ventas Netas}}{\textit{Activo Total}}$$

18. Razón de Rotación de Activos Fijos: este índice calcula la cantidad de veces que el activo fijo genera ventas, en un periodo de 12 meses y hace comparaciones con ejercicios anteriores e indica las tendencias.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 21
Razón de Rotación de Activos Fijos

$$\frac{\textit{Ventas Netas}}{\textit{Activo Fijo}}$$

19. Razón de Rotación de Inventarios: este indicador se estipula delimitando si la empresa es de tipo comercial o industrial, y el tipo de inventarios que maneja con respecto a la producción. No indica el número de veces al año que las existencias de inventarios cambiaron.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 22
Razón de Rotación de Inventarios

$$\frac{\textit{Costo de venta}}{\textit{Inventarios}}$$

20. Razón de Cuentas por Cobrar: este indicador muestra el número de veces al año que la empresa recupera las cuentas por cobrar de sus deudores.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 23
Razón de Cuentas por Cobrar

$$\frac{\textit{Cuentas por cobrar}}{\textit{Ventas/360}}$$

21. Periodo de Cobranza: este indicador muestra el tiempo promedio en días, que las cuentas por cobrar tardan en recuperarse.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

$$\text{Ecuación 24}$$

$$\text{Periodo de Cobranza}$$

$$\frac{360}{\text{Días de ventas por cobrar}}$$

2.6.5. Razones de Rentabilidad

La rentabilidad es un instrumento de medición que nos da a conocer el nivel de logro de los objetivos a través de mostrar la relación existente entre la utilidad y la inversión que se necesita para lograrla por medio de las operaciones realizadas.

Las razones de rentabilidad que se consideran en esta investigación son:

$$\text{Razones de Rentabilidad} \left\{ \begin{array}{l} 22. \text{Margen Neto de Utilidad} \\ 23. \text{Rendimiento de la Inversión} \\ 24. \text{Rendimiento de la Inversión de los Accionistas} \\ 25. \text{Rotación del Activo Fijo} \\ 26. \text{Utilidades de Operación a Activos Totales} \\ 27. \text{Dividendos de Resultados Netos} \\ 28. \text{Costo de Inversión a Utilidades Netas} \end{array} \right.$$

A continuación se definen cada uno de los elementos que compone al grupo de razones de rentabilidad:

22. Margen Neto de Utilidad: este índice nos indica el porcentaje de utilidad o de pérdida que resulta de cada peso vendido después de incluir todos los gastos. Mide que tanto la empresa ha cumplido con sus parámetros de utilidad con respecto a su volumen de operaciones, así como un buen control de costos y gastos.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 25
Margen Neto de
Utilidad

$$\frac{\textit{Utilidad Neta}}{\textit{Ventas Netas}}$$

23. Rendimiento de la Inversión: es una medida utilizada dentro de los métodos DuPont, que nos muestra el rendimiento que tiene la empresa con respecto a la relación entre la tasa de retorno y la inversión total. Además, es una herramienta para analizar el rendimiento que la empresa tiene desde un punto de vista financiero, en cuanto a la generación de utilidades con sus activos disponibles.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 26
Rendimiento de la
Inversión

$$\frac{\textit{Utilidad Neta}}{\textit{Activo Total}}$$

24. Rendimiento de la Inversión de los accionistas: este parámetro nos da a conocer el rendimiento obtenido sobre la inversión de los accionistas de la empresa con respecto al desempeño de las utilidades y las pérdidas generadas en términos contables.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 27
Rendimiento de la Inversión de los
Accionistas

$$\frac{\textit{Utilidad Neta}}{\textit{Capital Contable}}$$

25. Rotación del Activo Fijo: este indicador calcular el número de veces que los activos fijos producen utilidades netas. También mide la intensidad del uso de los activos fijos. **Verifica**

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 28
Rotación del Activo Fijo

$$\frac{\textit{Utilidad Neta}}{\textit{Activo Fijo}}$$

26. Utilidades de Operación a activos totales: este indicador calcula el número de veces que los activos producen utilidades antes de tomar en cuenta los gastos, los intereses e impuestos en relación del valor total de la inversión. También se dice que mide la intensidad de uso de los activos directos sobre bienes o servicios.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 29
Utilidades de Operación a Activos
Totales

$$\frac{\textit{Utilidad de Operación}}{\textit{Activo Total}}$$

27. Dividendos de Resultados Netos: Este indicador muestra el porcentaje de dividendos en efectivo entregados a los inversionistas, aprobados en la asamblea general de accionistas, teniendo en cuenta la amortización de las pérdidas de ejercicios previos y la existencia de efectivo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 30
Dividendos de Resultados
Netos

$$\frac{\textit{Dividendo en efectivo}}{\textit{Utilidad del ejercicio anterior}}$$

28. Costo de Inversión a Utilidades Netas: este indicador calcula el margen de utilidad neta con respecto a los bienes que aumentan la capacidad general de producción de la empresa, específicamente el capital fijo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 31
Costo de Inversión a Utilidades
Netas

$$\frac{\text{Costo de inversión fijo}}{\text{Resultado Neto}}$$

2.6.6. Razones de Flujo de Caja.

Se refiere a los ingresos y a los gastos como flujo de efectivo entrante y saliente. Su importancia radica en que es fundamental para el cumplimiento de las obligaciones y la generación de efectivo indispensable para el logro de los objetivos de la empresa.

Las razones de estado de cambios utilizadas en esta investigación son:

- Razones de estado de cambios {
- 29. *Flujo Derivado del Resultado Neto a Ventas Netas*
 - 30. *Flujo Derivado de cambios en el capital de trabajo a Ventas Netas*
 - 31. *Recursos Generados o utilizados por la operación a intereses pagados*
 - 32. *Financiamiento Ajeno a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento.*
 - 33. *Financiamiento Propio a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento.*
 - 34. *Adquisición de Inmuebles, Planta y Equipo a Recursos Generados (utilizados) en actividades de Inversión*
 - 35. *Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo total*
 - 36. *Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Circulante*

A continuación se definen cada uno de los elementos que componen al grupo de razones de estado de cambios:

29. Flujo Derivado del Resultado Neto a Ventas Netas: la empresa tiene como objetivo obtener utilidades por cada peso vendido, y con ello efectivo. Por medio de este concepto, se mide la relación entre la generación de utilidades y su contribución a la liquidez de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 32

Flujo Derivado del Resultado Neto a Ventas
Netas

$$\frac{\textit{Flujo Derivado de Utilidad Neta}}{\textit{Ventas Netas}}$$

30. Flujo de cambios en el capital de trabajo a Ventas Netas: este índice muestra la relación que existe entre los aumentos o disminuciones del nivel de ventas con el capital de trabajo y como esta relación apoya el crecimiento de la empresa y su capacidad de respuesta a las demandas futuras del mercado.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 33

Flujo de Cambios en el Capital de Trabajo a Ventas
Netas

$$\frac{\textit{Flujo Derivado a Cambios en el Capital de Trabajo}}{\textit{Ventas Netas}}$$

31. Recursos Generados o utilizados por la operación a intereses pagados: este indicador nos dá a conocer el porcentaje de intereses pagados con respecto a los recursos obtenidos mediante la operatividad de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 34

Recursos Generados o Utilizados por la Operación a Intereses Pagados

$$\frac{\text{Recursos Generados (utilizados) de Operación}}{\text{Intereses Pagados}}$$

32. Financiamiento Ajeno a Recursos Generados (utilizados) por

Financiamiento: este indicador aporta información sobre la proporción de financiamiento no generado por la empresa con respecto a recursos generados a través de financiamiento obtenido por la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 35

Financiamiento Ajeno a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento

$$\frac{\text{Financiamiento Ajeno}}{\text{Recursos Generados (utilizados) de Financiamiento}}$$

33. Financiamiento Propio a Recursos Generados (utilizados) por

Financiamiento: este índice informa sobre el resultado de operaciones con capital propio y la efectividad en la generación de recursos por financiamiento.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 36

Financiamiento Propio a Recursos Generados (utilizados) por Financiamiento

$$\frac{\text{Financiamiento propio}}{\text{Recursos Generados (utilizados) de Financiamiento}}$$

34. Adquisición de inmuebles, Planta y Equipo a Recursos Generados (utilizados) en Actividades de Inversión: este indicador nos explica la relación que existe entre la generación de recursos provenientes de inversión que incrementan o

disminuyen de alguna manera al flujo de efectivo y la compra de inmuebles, planta y equipo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 37

Adquisición de Inmuebles, Planta y Equipo a Recursos Generados (utilizados) en Actividades de Inversión

$$\frac{\textit{Adquisición Inmuebles, Planta y Equipo}}{\textit{Recursos Generados (utilizados) en Activos de Inversión}}$$

35. Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Total: es un indicador que refleja el efectivo generado como resultado de las actividades económicas de la empresa con respecto a las obligaciones totales de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 38

Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Total

$$\frac{\textit{Flujo de Efectivo Operativo}}{\textit{Pasivo Total}}$$

36. Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Circulante: este indicador nos da a conocer el número de veces que se genera efectivo operativo por la empresa o la actividad económica de la misma con respecto a las obligaciones a corto plazo.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 39

Flujo de Efectivo Operativo a Pasivo Circulante

$$\frac{\textit{Flujo de Efectivo Operativo}}{\textit{Pasivo Circulante}}$$

2.6.7. Razones de Mercado

Estos parámetros muestran el vínculo que existe entre el valor de mercado de la empresa, medido por el precio de mercado de sus acciones, con ciertos valores contables. Estas razones muestran el manejo de la empresa en cuanto al riesgo y retorno, según los inversionistas del mercado. También muestran la evaluación que hacen los inversionistas de aspectos relacionados con el rendimiento pasado y futuro de la empresa, dentro de los mercados bursátiles en los que interviene.

Las razones de mercado consideradas en esta investigación son:

$$\text{Razones de Mercado} \left\{ \begin{array}{l} 37. \text{Razón de Valor en Libros por Acción} \\ 38. \text{Razón de Precio a Utilidad} \\ 39. \text{Razón de Mercado a Valor en Libros} \\ 40. \text{Valor en Libro de la Acción} \end{array} \right.$$

A continuación se define cada uno de los elementos que compone al grupo de razones de mercado.

37. Razón de Valor en Libros por Acción: este indicador muestra el valor que tiene una acción registrada tanto en el renglón de capital contable como en los estados financieros para la contabilidad.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 40
Razón de Valor en Libros por
Acción

$$\frac{\text{Capital Contable}}{\text{Número de Acciones}}$$

38. Razón de precio a Utilidad: este indicador se utiliza de manera general para analizar el cálculo del valor de las acciones. Es decir, esta relación estima la cantidad que los accionistas están dispuestos a pagar por cada peso de las utilidades del

negocio, demostrando con ello el nivel de confianza que tienen con el rendimiento futuro de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 41

Razón de Precio a Utilidad

$$\text{Relación } \frac{\text{precio}}{\text{utilidad}} \left(\frac{P}{U} \right) = \frac{\text{Precio de Mercado por Acción Común}}{\text{Utilidad de la Acción}}$$

39. Precio de Mercado a Valor en Libros: este factor determina el número de veces que el valor de mercado equivale al valor en libros de la acción. A mayor valor en el índice, el mercado reconoce un desempeño satisfactorio de la empresa.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 42

Precio de Mercado a Valor en Libros

$$\frac{\text{Precio de Mercado por Acción Común}}{\text{Valor en Libros de la Acción}}$$

40. Valor en Libro de la Acción: muestra el valor en libros de la acción registrada en los estados financieros.

Su relación contable se expresa de la siguiente manera:

Ecuación 43

Valor en Libro de la
Acción

$$\frac{\text{Capital Contable}}{\text{Número de Acciones}}$$

2.7. Lista de Razones Financieras Importantes para el Análisis de Inventarios.

De acuerdo con Staff (2019), cuando se buscan acciones individuales para invertir, se debe mirar más allá de los conceptos básicos, como precio de acciones, número o acciones, y capitalización bursátil. Para ello, el mismo autor proporciona

algunos indicadores financieros comunes de valoración de inversiones que ayudan a comprender mejor la compañía en la que va a invertir, los cuales son:

Valor contable por acción: el valor en libros de una empresa dividido por el número de acciones en circulación.

Proporción de pago de dividendos: dividendos pagados divididos por las ganancias de la compañía durante un período de tiempo determinado, expresado como un porcentaje.

Rendimiento del dividendo: el rendimiento que una empresa paga a sus accionistas en forma de dividendos.

Se calcula tomando la cantidad de dividendos pagados por acción en el transcurso de un año y dividiendo por el precio de las acciones.

- **Relación de precio a ganancias:** la medida más común de qué tan caro es una acción. La relación P / E es igual a la capitalización bursátil de una acción dividida por sus ganancias después de impuestos durante un período de 12 meses, generalmente el período final pero ocasionalmente el período actual o futuro. El valor es el mismo ya sea que el cálculo se realice para toda la compañía o por acción. Las empresas con altas relaciones P / E son más propensas a ser consideradas inversiones "riesgosas" que las que tienen bajas relaciones P / E, ya que una alta relación P / E significa altas expectativas. La comparación de las relaciones P / E es más valiosa para las empresas dentro de la misma industria. La relación precio / ganancias del año pasado (relación P / E) sería real, mientras que la relación precio / ganancias del año actual y del año anterior (relación P / E) serían estimaciones, pero en cada caso, la "P" en la ecuación es el precio actual. Las empresas que actualmente

no son rentables (es decir, aquellas que tienen ganancias negativas) no tienen una relación P / E en absoluto. También se llama ganancias múltiples.

- **PEG Ratio:** la relación precio / beneficio de una acción dividida por la tasa de crecimiento de las ganancias de un año a otro. En general, cuanto menor sea el PEG, mejor será el valor, porque el inversor pagará menos por cada unidad de crecimiento de ganancias.

- **Relación de precio a ventas:** la capitalización de una acción dividida por sus ventas durante los últimos 12 meses. El valor es el mismo ya sea que el cálculo se realice para toda la compañía o por acción. Por lo general, se considera que una baja relación precio / ventas (por ejemplo, por debajo de 1.0) es una inversión mejor ya que el inversor está pagando menos por cada unidad de ventas. Sin embargo, las ventas no revelan la imagen completa, ya que la empresa podría no ser rentable. Debido a las limitaciones, la relación precio / ventas generalmente se usa solo para compañías no rentables, ya que dichas compañías no tienen una relación precio / ganancias (relación P / E).

Las razones de liquidez

La liquidez de una empresa es un indicador importante de su salud. Mide la capacidad de una empresa para convertir sus activos en efectivo rápidamente sin ningún compromiso de precio. Aquí hay algunos ratios a tener en cuenta cuando se mide la liquidez:

- **Ratio de Efectivo:** el valor total en dólares del efectivo y valores negociables dividido entre los pasivos corrientes. La relación de efectivo mide la medida en que una empresa puede liquidar activos rápidamente y cubrir pasivos a

corto plazo, y por lo tanto es de interés para los acreedores a corto plazo. También se llama Ratio de liquidez o Ratio de activos en efectivo.

- **Ratio Actual - El valor de los activos actuales dividido por los pasivos corrientes.** El índice actual mide la capacidad de una compañía para cumplir con sus obligaciones de deuda a corto plazo; cuanto mayor es la relación, más líquida es la empresa. Si los activos actuales de una empresa son más del doble de los pasivos actuales, entonces se considera que esa empresa tiene buena solidez financiera a corto plazo. Si los pasivos actuales exceden los activos actuales, entonces la empresa puede tener problemas para cumplir sus obligaciones a corto plazo.

- **Ratio rápido:** una medida de la liquidez y la capacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones. La relación rápida, a menudo denominada relación de prueba ácida, se obtiene al restar los inventarios de los activos actuales y luego dividirlos entre los pasivos corrientes. La relación rápida se ve como un signo de la solidez o debilidad financiera de la compañía (un número más alto significa más fuerte, un número más bajo significa más débil).

Ciclo de conversión de efectivo: el período de tiempo entre la compra de las materias primas y el cobro de las cuentas por cobrar generadas en la venta del producto final.

2.8. Análisis de Componentes Principales

Es habitual que las empresas comuniquen a los usuarios más de una decena de indicadores, cuando en realidad no todos ellos son necesarios. Una apropiada selección de los indicadores financieros puede ayudar a identificar con mayor facilidad las directrices posibles de la política a seguir.

Desde finales del siglo pasado se ha extendido la aplicación de la técnica estadística conocida como Análisis de Componentes Principales (ACP) y cuyo objetivo consiste en sintetizar la información, o bien la reducción de la dimensión (número de variables). Dicho de otra manera, ante un banco de datos con muchas variables, el objetivo será reducirlas a un menor número perdiendo la menor cantidad de información posible.

Un problema central en el análisis de datos multivariantes es la reducción de la dimensionalidad: si es posible describir con precisión los valores de p variables por un pequeño subconjunto $r < p$ de ellas, se habrá reducido la dimensión del problema a costa de una pequeña pérdida de información.

El ACP consiste en encontrar transformaciones ortogonales de las variables originales (razones financieras) para conseguir un nuevo conjunto de variables no correlacionadas (componentes).

La esencia matemática de esta técnica radica en el cálculo de los autovalores y los correspondientes autovectores de las matrices cuadradas denominadas de correlaciones o de covarianzas de la matriz original.

2.8.1. Análisis de la Matriz de Correlaciones

Un análisis de componentes principales tiene sentido si existen altas correlaciones entre variables, ya que esto es indicativo de que existe información redundante y, por tanto, pocos factores explicarán gran parte de la variabilidad total.

2.8.2. Selección de los Factores

La elección de los factores se realiza de tal forma que el primero recoja la mayor proporción posible de la variabilidad original; el segundo factor debe recoger la máxima

variabilidad posible no recogida por el primero, y así sucesivamente. Del total de factores se elegirán aquellos que recojan el porcentaje de variabilidad que se considere suficiente. A éstos se les denominará componentes principales.

2.8.3. Análisis de la Matriz Factorial

Una vez seleccionados los componentes principales, se representan en forma de matriz. Cada elemento de ésta representa los coeficientes factoriales de las variables (las correlaciones entre las variables y los componentes principales). La matriz tendrá tantas columnas como componentes principales y tantas filas como variables.

2.9. Ecuaciones de Estimación Generalizadas

El proceso de toma de decisiones a menudo se ha visto obligado a depender de métodos sub óptimos de análisis de datos debido a que las variables de respuesta generalmente no presentan una distribución normal. En este sentido los investigadores tienen que, o bien realizar transformaciones sobre la variable respuesta antes de analizarla, o bien usar método de agregación de su variable de respuesta con el fin de aproximar a la normalidad la distribución de las respuestas. Sin embargo este tipo de enfoques sacrifican tanto la precisión en el análisis como la claridad en la interpretación de los resultados.

Para el investigador supone un reto adicional el analizar datos que están correlacionados entre sí, como los previstos en los estudios longitudinales en donde los datos se agrupan dentro de los subgrupos. La incorporación de la correlación que existe entre los sujetos dentro de un modelo predictivo puede producir estimaciones incorrectas de los parámetros del modelo de regresión. La estimación de los

parámetros de regresión β s resultamos eficiente, es decir, se encuentran ampliamente dispersos alrededor del valor real de la población, de lo que sería si se toma en cuenta la correlación intrasujeto y se incorpora en el modelo.

A menudo las empresas se enfrentan a la evaluación de variables dependientes obtenidas de la colección de datos longitudinales. En este caso puede utilizar un método que proporciona estimaciones eficientes e imparciales de los parámetros para el adecuado análisis de los datos sin la necesidad de que estos sean transformados y que producen resultados de fácil interpretación.

Cuando el investigador se enfrenta a datos que consiste en medidas repetidas que puede estar correlacionadas dentro de un sujeto a través de medidas repetidas dentro de una agrupación de observaciones en un determinado grupo, se debe tener en cuenta la correlación dentro de las respuestas al estimar los parámetros de regresión, de lo contrario se pueden hacer inferencias incorrectas sobre los coeficientes de regresión (debido a la estimación incorrecta de las varianzas), que podrían conducir a conclusiones equívocas.

Fitzmaurice & Laird (1995) demostró que cuando se enfrenta a una variable independiente que varía dentro de un grupo (referido como una covariable depende del tiempo en estudios longitudinales o datos de panel), “la eficiencia de estimadores disminuye con el aumento de la correlación y el descenso es más notable cuando la correlaciones mayor que 0.4”. Las pérdidas de eficiencia eran mayores según aumentaba la correlación. Los errores son especialmente grandes para los casos en que la correlación intrasujeto es muy positiva o muy negativa.

2.9.1. Datos Longitudinales o Datos de Panel

En muchas ramas de la ciencia se realizan experimentos para poder medir distintas características de cierto fenómeno. Dichos experimentos pueden construir en mediciones repetidas a lo largo de un periodo de tiempo sobre un mismo individuo, obteniendo así un historial que muestra el desarrollo o evolución de las características que se miden. Las observaciones de este tipo de experimentos constituyen una serie de tiempo. Entonces se puede definir una serie de tiempo como el conjunto de datos resultado de las observaciones repetidas durante un periodo de tiempo de alguna(s) característica(s) de interés sobre una sola unidad experimental (individuo, empresa, etc.) (Polo Vuelvas, 2007).

Por otro lado, en los llamados estudios de corte transversal se obtiene una sola observación para cada uno de los individuos de una muestra; cada una de estas observaciones está conformada por una variable respuesta (o simplemente respuesta), que es el foco de atención en el estudio y por un conjunto de variables explicativas que son datos de las características del individuo estudiado, las cuales sirven para explicar el comportamiento de la respuesta; en otras palabras, el comportamiento de la respuesta depende de los distintos valores que tomen las variables explicativas.

Por ejemplo:

- 1) El número de horas que un niño pasa viendo la TV a la semana (variable explicativa) puede ser determinante en el riesgo de padecer problemas de lento aprendizaje (respuesta).

2) Las mediciones de peso, nivel triglicéridos y colesterol en la sangre (variables explicativas), pueden constituir factores muy significativos en el desarrollo de problemas cardiacos (respuesta).

3) La condición socioeconómica, nivel de estudios e ingresos promedio de una persona (variables explicativas) puede ser factores determinantes para la renovación o no de una póliza de seguros (respuesta).

Los datos de corte transversal permiten modelar la respuesta de la muestra, caracterizada por los valores de las variables explicativas a fin de estimar los parámetros de población que relacionan a las variables explicativas con la respuesta.

Los datos longitudinales pueden ser vistos como la fusión del enfoque de series de tiempo y el enfoque de corte transversal. Son arreglos en los cuales se consideran varias unidades experimentales (personas, empresas, ciudades, etc.) de las cuales se registran repetidamente a lo largo de un periodo de estudio las observaciones de las respuestas de interés conjuntamente con sus variables explicativas.

Debido a la naturaleza misma de este tipo de datos, una característica que los distingue, y que debe tenerse en cuenta en la modelación, es la posible correlación dada entre las mediciones repetidas de la variable respuesta en cada individuo, considerando las mediciones entre los individuos independientes. Esto es, las mediciones son correlacionadas dentro e independientes entre individuos. Así, se pretenden identificar la evolución de la variable respuesta y determinar cómo es afectada por las covariables o variables independientes. La técnica se encuadra en el análisis regresión incluida en el conjunto de herramientas multivariantes destinadas al

análisis de la dependencia entre variables, medidas todas ellas (endógena y exógenamente) en una escala estrictamente cuantitativa.

El término de modelo de datos de panel se aplica en este contexto a aquel modelo de regresión que utiliza, para la estimación de los parámetros de interés, la variabilidad temporal y transversal de los datos.

2.9.1.1. Estudio de Datos Longitudinales en Estadística

Los datos longitudinales implican mediciones repetidas en los sujetos a lo largo del tiempo, proponiendo un nuevo tipo de análisis para este tipo de datos. En el libro de Rothman y Greenland, dentro del capítulo Introducción a la Modelación de la Regresión, afirman que los datos longitudinales son las mediciones repetidas en los sujetos a lo largo de un periodo de tiempo y que se pueden realizar para exposiciones dependientes del tiempo.

2.9.1.2. Justificación por el interés por los Datos de Panel³

La utilización de datos de panel en lugar de series de tiempo se justifica por aprovechar la variabilidad transversal. La identificación y estimación de los parámetros de una función de respuesta explota la variación de las variables incluidas. Si las variables no presentan excesiva variabilidad temporal pero sí transversal, la aproximación con datos de panel aportaría capacidad extra para esa estimación. En algunos casos específicos, la introducción de la variabilidad transversal en procedimientos clásicos de análisis meramente temporal favorece las propiedades

³ Mahía (2000)

estadísticas de los procedimientos de inferencia tradicionales. Así, por ejemplo, la potencia y propiedades asintóticas de los test de integración y cointegración se ven claramente favorecidas cuando se combinan datos de corte temporal y transversal, lo que justifica el actual interés por las línea metodológicas que combinan análisis de series de tiempo y utilización de variabilidad transversal.

2.9.1.3. Características particulares de los estudios longitudinales

Al realizar mediciones a los largo del tiempo, el control de la calidad de los datos juega un papel fundamental. La larga duración de algunos estudios obliga a prestar especial atención al cambio de personal, al deterioro de los equipos, al cambio de tecnologías y a las inconsistencias de las respuestas de los participantes a lo largo del tiempo.

Los estudios longitudinales requieren una gran cantidad de esfuerzo, pero proporcionan varios beneficios entre los que se pueden destacar:

- 1) Puede registrarse la reincidencia del evento
- 2) Evaluación prospectiva de exposición
- 3) Medición del cambio individual en la respuesta
- 4) Separación de efectos temporales
- 5) Control por efecto de cohorte

Riesgos en los estudios longitudinales

1) Seguimiento de los participantes. Existe un riesgo de tener un sesgo motivado por un seguimiento incompleto o abandono de los participantes en el estudio. Si los sujetos que se siguen hasta el final convenido del estudio, difieren de los sujetos

con seguimiento truncado, un análisis simple puede dar resúmenes que no sean representativos de la población objetivo original.

2) Análisis de datos correlacionados. El análisis estadístico de datos longitudinales, requiere métodos que puedan tomar en cuenta de forma apropiada la correlación intra sujeto de las respuestas medidas. Si se ignora dicha correlación, las inferencias como pruebas de hipótesis estadísticas o intervalos de confianza, pueden carecer de validez.

3) Covariables dependientes del tiempo. Aunque los diseños longitudinales ofrecen la oportunidad de asociar cambios en la exposición con cambios en la respuesta de interés, la dirección de causalidad puede ser complicada por “interacción” entre las respuestas y la interacción.

2.9.1.4. Características de los datos longitudinales

La característica principal que define a un estudio de datos longitudinales, a diferencia de un estudio de corte transversal, es que los individuos son observados repetidamente a lo largo del tiempo, registrando los valores que toman las variables explicativas que intervienen en el estudio para así poder entender el comportamiento de la respuesta, la cual también es registrada a lo largo del tiempo del estudio. En este sentido, es posible estudiar los efectos del tiempo en cada individuo, así como las características globales de la población estudiada.

Los datos longitudinales requieren métodos estadísticos especiales, debido a que el conjunto de respuestas en un sujeto, comúnmente está intercorrelacionado, es decir, los resultados de cierta medición pueden depender (es decir estar

correlacionados) de los resultados de alguna medición pasada. Esta correlación necesita tomarse en cuenta para obtener inferencias válidas.

La principal ventaja de un análisis longitudinal radica en su efectividad para estudiar los cambios en las respuestas. Respecto a un estudio de corte transversal, los estudios longitudinales tienen la ventaja de predecir más acertadamente el comportamiento futuro pues al tener observaciones repetidas para los individuos se puede obtener con mayor facilidad la razón instantánea de cambio de los datos, además de que se toman en cuenta la correlación entre observaciones como parte de la información que explica el comportamiento de las respuestas.

Otro mérito del estudio longitudinal es su habilidad para distinguir el grado de variación en la respuesta a lo largo del tiempo para un individuo en particular, con respecto a la variación de la respuesta poblacional.

Es importante mencionar que la elección del modelo estadístico depende del tipo de respuesta y del tipo de inferencia que se pretende hacer. Existen varias metodologías usadas para el modelo de datos longitudinales.

De acuerdo con Diggle, Heagerty, Liang, & Zeger (2002), las tres aproximaciones más importantes son:

- 1) Modelos Marginales o análisis marginal. Sólo interesa la respuesta promedio.
- 2) Modelos de transición. Enfocados en determinar cómo la respuesta Y_{it} , depende de los valores anteriores de ella misma y otras variables (covariables) (i.e., un modelo condicional)
- 3) Modelo de efectos aleatorios. Aquí el enfoque es determinar cómo los coeficientes de regresión del modelo, cambian sobre los individuos.

En términos matemáticos, los datos panel (o datos longitudinales) consiste en observaciones de un corte transversal de unidades individuales (hogares, empresas, países, etc.) repetida sobre el tiempo (Albarrán Pérez, 2011). La especificación general de un modelo de regresión con datos de panel es la siguiente:

$$Y_{it} = \alpha_{it} + X_{it}\beta + U_{it} \quad i = 1, 2, \dots, T$$

Donde i se refiere al individuo o a la unidad de estudio, t a la dimensión en el tiempo, α es un vector de interceptos de n parámetros, β es un vector de K parámetros y X_{it} es la i -ésima observación al momento t para las K variables explicativas.

- En general, los datos se observan a intervalos regulares de tiempo.
- Los datos panel pueden ser balanceados ($T_i = T$ para todo i) o no balanceados $T_i \neq T$ para algún i .
- Se pueden tener paneles:
 - De muchos individuos y pocos periodos (Paneles Micro o “Short Panels”).
 - De poco individuos y muchos periodos de tiempo (Paneles Macro o “Long Panels”).
 - De muchos individuos y muchos periodos de tiempo (Campo Aleatorio)
- Se puede hacer inferencia asintótica:
 - $NT \rightarrow \infty$
 - $N \rightarrow \infty, T \rightarrow \infty$
 - $N \rightarrow \infty, T \rightarrow \text{fijo}$
 - $T \rightarrow \infty, N \rightarrow \text{fijo}$

- Los errores estarán probablemente correlacionados (en el tiempo para un individuo y/o entre individuos).
- Se pueden tener regresores invariantes en el tiempo $x_{it} = x_i$, que no varían con los individuos $x_{it} = x_t$ o bien que varían tanto con el tiempo como con los individuos x_{it} .
- Permiten la estimación de modelos dinámicos.
- Para cada observación debe conocerse el individuo i y el periodo temporal t al que se refiere.
- Para paneles balanceados describir el número de observaciones implica:
 - Número de individuos distintos N .
 - Total de periodos cubiertos por el panel T .
 - Número total de observaciones NT .
 - Para planes no balanceados el total de observaciones $\sum_{i=1}^N T_i$
- Las variables pueden tener variación tanto en el tiempo como entre los individuos.

Como se mencionó anteriormente, los estudios longitudinales son diseñados para investigar cambios sobre el tiempo de una característica, la cual es medida repetidamente para cada uno de los participantes del estudio. En estudios médicos, las medidas podrían ser presión sanguínea, nivel de colesterol, volumen pulmonar, etc. No siempre es posible tener control completo de las circunstancias bajo las cuales se toman las medidas, y existe la posibilidad de alguna variación considerable entre los individuos respecto al número y calendarización de las observaciones, por ello se

pueden presentar una situación en la que el número de observaciones para un individuo es diferente del número de observaciones para otro.

Cuando el objetivo de un estudio longitudinal es analizar las características individuales, la mejor suposición es que algunos parámetros de regresión, como la ordenada y el efecto de una que otra variable explicativa podrían variar de un sujeto a otro, como por ejemplo, el efecto de un tratamiento médico varía aleatoriamente de un individuo a otro.

A menudo, los parámetros individuales tienen una interpretación natural la cual es relevante para los objetivos del estudio, y sus estimaciones pueden ser usadas para análisis exploratorio. Es aquí donde la heterogeneidad de los individuos debe tomarse en cuenta.

Los modelos de efectos aleatorios pueden ser usadas fácilmente pues tienen varias características deseables como poder trabajar con datos desbalanceados, ya sea que éste desbalance sea en el número de observaciones entre individuos, o bien, en los intervalos entre las observaciones. Otra característica de estos modelos es que permite el modelado explícito y el análisis de variación entre individuos y sobre cada individuo, entre otras.

Los modelos de efectos aleatorios son más usados cuando el objetivo es hacer inferencias sobre los individuos más que sobre la población. En estos modelos se asume que existe un conjunto de variables explicativas que tienen un efecto aleatorio en la respuesta de diferentes individuos, i. e., el efecto de dichas variables, varía aleatoriamente de un individuo a otro. Los datos panel permiten controlar variables que no pueden ser observadas o medidas (por ejemplo los factores culturales o las

diferencias existentes en prácticas de negocio entre compañías); o también variables que cambian conforme el tiempo pero no entre individuos (por ejemplo acuerdos internacionales, regulaciones federales, políticas nacionales, etc.).

2.9.1.5. Ventajas y Desventajas de la utilización de Datos Panel

La técnica de datos de panel presenta una serie de ventajas y desventajas en comparación con los modelos de series de tiempo y corte transversal. Las más relevantes son las siguientes:

Ventajas:

- La técnica permite al investigador económico disponer de un mayor número de observaciones incrementando los grados de libertad y reduciendo la colinealidad entre las variables explicativas y, en última instancia, mejorando la eficiencia de las estimaciones econométricas.
- Tal y como se mencionó anteriormente, la técnica permite capturar la heterogeneidad no observable ya sea entre unidades individuales de estudio como en el tiempo. Con base en lo anterior, la técnica permite aplicar una serie de pruebas de hipótesis para confirmar o rechazar dicha heterogeneidad y cómo capturarla.
- Los datos en panel suponen, e incorporan en el análisis, el hecho de que los individuos, firmas, bancos o países son heterogéneos. Los análisis de series de tiempo y de corte transversal no tratan de controlar esta heterogeneidad corriendo el riesgo de obtener resultados sesgados.
- Permite estudiar de una mejor manera la dinámica de los procesos de ajuste. Esto es fundamentalmente cierto en estudios sobre el grado de duración y permanencia de ciertos niveles de condición económica (desempleo, pobreza, riqueza).

- Permite elaborar y probar modelos relativamente complejos de comportamiento en comparación con los análisis de series de tiempo y de corte transversal. Un ejemplo claro de este tipo de modelos, son los que se refieren a los que tratan de medir niveles de eficiencia técnica por parte de unidades económicas individuales (empresas, bancos, etc.).

Desventajas:

- En términos generales, las desventajas asociadas a la técnica de datos de panel se relacionan con los procesos para la obtención y el procesamiento de la información estadística sobre las unidades individuales de estudio, cuando esta se obtiene por medio de encuestas, entrevistas o utilizando algún otro medio de levantamiento de los datos. Ejemplos de este tipo de limitaciones son: cobertura de la población de interés, porcentajes de respuesta, preguntas confusas, distorsión deliberada de las respuestas, etc.

2.9.2. Marco Teórico Ecuaciones de Estimación Generalizadas

El enfoque Ecuaciones de Estimación Generalizadas (EEG) fue desarrollado por Liang & Zeger (1986) como un medio de prueba de hipótesis con respecto a la influencia de los factores en variables de respuesta con distribución binaria y otras (Poisson / Gamma / Binomial Negativa) recogida dentro de los sujetos a través del tiempo. Los modelos de EEG son una extensión de los Modelos Lineales Generalizados, que facilitan el análisis de regresión sobre las variables dependientes que no están normalmente distribuidas.

El enfoque de este estudio es aquel en el que las EEG desarrollan una población modelo de media o marginal. Los modelos marginales dan una respuesta promedio

para observaciones que comparten las mismas covariables como una función de las mismas. Dicho de otra manera, por cada aumento de una unidad en una covariable a través de la población, los modelos EEG le dicen al usuario cuanto cambiaría la respuesta promedio, estiman los coeficientes de regresión y errores estándar con las distribuciones de muestro que son normales asintóticamente (Liang & Zeger, 1986), pueden ser aplicados para probar principales efectos e interacciones, y pueden ser usadas para evaluar variables independientes categóricas o continuas.

Los estimadores de las EEG son los mismos que se producirían para regresión por mínimos cuadrados ordinarios, cuando la variable dependiente presenta una distribución normal y se supone no correlación entre la respuesta.

El método de estimación de parámetros empleando las EEG requiere la selección de una función de enlace, una función de varianza y una matriz de correlación de trabajo. Una vez seleccionadas estas componentes, según lo indique la naturaleza de los datos, la estimación de los parámetros del modelo por EEG, corresponde a la solución para α del sistema de ecuaciones:

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \mu_i}{\partial \alpha} \right)^T V_i^{-1} (y_i - \mu) = 0$$

donde:

$\mu_1 = [\mu_{i1}, \dots, \mu_{ini}]^T$ es el vector de medias asociadas con las medidas repetidas del i -ésimo individuo, esto es, $\mu_i = E(y_{ij}), i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, n_i, \theta$ es un estimador consistente de θ , el vector de parámetros asociado con la matriz de correlación de trabajo del i -ésimo individuo $R_i = R_i(\theta)$.

$$V_i = V_i(\theta) = \phi A_i^2 R_i(\theta) A_i^2, \quad i = 1, \dots, n$$

es la matriz de covarianzas de trabajo, con ϕ un parámetro de escala posiblemente desconocido, y

$$A_i = \text{diag}[V(\mu_i), \dots, V(\mu_{ini})], \quad i = 1, \dots, n$$

con $V(\cdot)$ La función de varianza correspondiente.

Ajustar un modelo de EEG requiere la especificación de los siguientes tres parámetros:

- 1) La elección de la función de enlace
- 2) La distribución de la variable dependiente
- 3) La estructura de correlación de la variable dependiente

2.9.2.1. Elección de la función de enlace

Para modelar el valor esperado de la respuesta marginal para la población $\mu_i = E(y_i)$ como una combinación lineal de las covariables, el usuario debe especificar una función de transformación de enlace que permitirá a la variable dependiente ser expresada como un vector de parámetros estimados (β) en la forma de un modelo aditivo. Para este estudio se utiliza la función de enlace Logit utilizado para variables de respuesta binaria.

La distribución e una variable dependiente generalmente limita las opciones del usuario con referencia a la función de enlace utilizada, así tenemos que:

- 1) El enlace Logit es la función de enlace estándar para variables dependientes binarias. Este enlace permite a la ecuación de regresión mapear el intervalo (0,1) y es expresado como:

$$g(x) = \log \left[\frac{\mu}{1 - \mu} \right]$$

2.9.2.2. Distribución de la Variable Dependiente

Como ya se mencionó, un segundo paso consiste en especificar la distribución de la variable respuesta o variable dependiente, de tal modo que la varianza puede ser calculada como una función de la respuesta media calculada anteriormente. EEG permiten la especificación de distribuciones de la familia exponencial, que incluyen, la distribución normal, la normal inversa, la Binomial, la Poisson, la Binomial Negativa y la Gamma.

Al igual que en los Modelos Lineales Generalizados, la varianza necesita ser explicada como una función de la media; esto se incorpora a continuación en el cálculo de la matriz de covarianza multiplicando los componentes contra una matriz de $N \times N$ (W) con valor W_i en la diagonal que está determinado por la función de la varianza; para distribuciones de Poisson esta cifra es μ , para datos binarios esta cifra es $\mu(1 - \mu)$ y para datos con distribución normal es 1.

En el ajuste de una EEG (o cualquier modelo lineal generalizado) el usuario debe hacer todos los esfuerzos razonables para especificar correctamente la distribución de la variable de respuesta de manera que la varianza se pueda calcular eficientemente como una función de la media y los coeficientes de regresión puedan ser interpretados adecuadamente.

Generalmente el usuario tendrá algún conocimiento previo sobre la distribución de la variable de respuesta. Como regla general:

- 1) Si las respuestas son datos binarios, los usuarios deberían especificar la distribución binomial.

- 2) En los casos de respuestas de conteo, los usuarios deberán especificar la distribución poisson
- 3) Para analizar datos estructurados, Binomial Negativa, en los casos de gran dispersión.

2.9.2.3. Estructura de correlación de la variable dependiente

Un tercer paso consiste en la especificación de la forma de correlación de las respuestas intrasujetos o en grupo al que pertenecen en la muestra. Los usuarios de EEG tienen varias opciones para especificar la forma de la matriz de correlación. Esta especificación será diferente según la naturaleza de los datos. Según Pan (2001), “el objetivo de la selección de una estructura de correlación es una estimación eficiente de los parámetros β ”.

Aun cuando los modelos EEG son generalmente robustos a errores de la estructura de correlación, en los casos en lo que dicha estructura no incorpore toda la información sobre la correlación de las mediciones dentro del panel, se podría esperar que los estimadores resultaran deficientes. A continuación se enuncian las opciones más comunes para la especificación de la estructura de correlación de los datos.

Una estructura de correlación intercambiable (exchangeable) es común utilizar este tipo de estructura cuando no existe un orden aparente para las observaciones dentro de un grupo. Este tipo de estructura resulta apropiada en situaciones en las que los datos se agrupan dentro de un tema pero no se dispone de datos en serie de tiempo.

Se puede permitir el uso de una estructura de correlación no estructurada (unstructured) para la estimación libre en la correlación intra-sujeto. Este tipo de matriz estima todas las posibles correlaciones entre las respuestas y los incluye en la

estimación de las varianzas. Finalmente se puede permitir una estructura de correlación independiente en la cual se asume que las respuestas entre los sujetos son independientes entre sí; este enfoque sacrifica uno de los beneficios del uso de las EEG, pero sigue siendo útil en los modelos apropiados.

2.9.2.4. Validación del modelo

Una de las cuestiones principales que surge durante la aplicación de un modelo es la discrepancia o desviación que existe entre éste y las observaciones de la muestra tratada; de ahí la necesidad de considerar un proceso de ajuste o validación del modelo estadístico. De aquí la lógica que siguen las distintas técnicas de validación de un modelo de datos. Una de éstas técnicas es la prueba o test Wald χ^2 .

2.9.2.5. Test Wald χ^2

Cada vez que hay una relación dentro o entre los datos, se puede expresar un modelo estadístico con los parámetros a ser estimados a partir de una muestra. Pues bien, el Test de Wald es una prueba estadística paramétrica que se utiliza para poner a prueba el verdadero valor del parámetro basado en la estimación de la muestra.

En este test, la estimación de Máxima Verosimilitud $\hat{\theta}$ bajo la suposición de que la diferencia entre ambos seguirá aproximadamente una distribución normal.

Normalmente, el cuadrado de la diferencia se compara con una distribución de Chi-cuadrada; siendo el estadístico de Wald a comparar:

$$\frac{(\hat{\theta} - \theta_0)^2}{\text{var}(\hat{\theta})}$$

Alternadamente, la diferencia también puede ser comparada con una distribución normal; por lo que el estadístico de Wald quedaría:

$$\frac{\hat{\theta} - \theta_0}{se(\hat{\theta})}$$

donde $se(\hat{\theta})$ es el error estándar de la estimación de máxima verosimilitud.

El test de Wald sobre varios parámetros a la vez se lleva a cabo utilizando una matriz de varianzas. Así mismo, se puede utilizar en una gran variedad de diferentes modelos, incluyendo modelos que consideren variables tanto dicotómicas como variables continuas.

2.9.2.6. Aplicaciones de Ecuaciones de Estimación Generalizadas

Para la aplicación de un modelo de EEG, se pueden definir los siguientes pasos:

- 1) **Análisis preliminar:** esta es la primera fase en la construcción de un modelo de EEG, es decir la etapa de preparación de los datos. En esta etapa se realiza un análisis exploratorio de variables a considerar dentro del modelo. Los análisis a los que nos referimos son:
 - Análisis de distribuciones (estadística descriptiva)
 - Análisis bivariado (análisis de correlaciones)
 - Análisis de componentes principales
- 2) **Iteraciones del modelo:** en esta etapa, se recurre a la sección adecuada de factores que mejor se ajustan a los datos; y por tanto, hacer uso recurrente del diagnóstico de las hipótesis y parámetros del modelo. Es importante tener en cuenta que no existe un único modelo válido que se pueda ajustar a la muestra de datos analizados. Es decir, la mayoría de las veces, existe más de un modelo posible. Por ese motivo, el tema más complicado es saber y comprobar cuál se ajusta mejor y por lo tanto, es más adecuado de todos ellos. Cuando

existen una gran cantidad de variables posibles que considerar dentro de un modelo, puede ser complicado iniciar el proceso de iteración considerando todos y cada una de las variables explicativas. En estos casos, es recomendable seleccionar un conjunto de factores que se consideren importantes; y de manera inversa, incluir uno a uno de los factores excluidos al modelo y medir el nivel de significancia que se gana con dicha inclusión. Es aquí donde la aplicación de la técnica de componentes principales resulta de gran utilidad proporcionando “pistas” sobre las variables significativas.

Iteraciones manuales del modelo analizando:

- La significancia de cada factor en el modelo, eliminando cada vez el menos significativo, considerando un cierto rango o límite mínimo de aceptación determinado por el usuario.
- La significancia de cada factor no incluido en el modelo, comparándolo con un nuevo modelo que sí contenga el factor potencia a incluir.

Repetir estos 2 pasos tantas veces como sea necesario hasta que todos los factores resulten significativos y todos los factores no incluidos en el modelo sean los de poca significancia.

Además de tener en cuenta la significancia de las variables modeladas, existen otras pruebas de diagnóstico del modelo, las cuales permiten la adecuación de otros supuestos del modelo que deben evaluarse, tal es el caso del antes mencionado test Wald χ^2 . Entre mayor resulte este estadístico, mayor será el poder predictivo que presente el modelo en su conjunto con las variables seleccionadas.

2.10. Redes Neuronales Artificiales

El análisis de la información financiera se concentra en la experiencia-intuición del tomador de decisiones basado en el conocimiento de la empresa. Para ello se han desarrollado modelos que le han permitido apoyarse a tomar decisiones y resolver problemas financieros a través de modelos estadísticos tradicionales que se enfocan principalmente en factores cuantitativos.

Estos modelos basados en el método científico y apoyados en la evidencia empírica han obtenido importantes resultados, y han intensificado el conocimiento e interpretaciones de las variables exógenas y endógenas asociadas a problemas de asignación de financiamiento, predicción de precios, estrategias de mercado, detección de fraudes financieros, compras de activos, evaluación de proyectos confiables entre otros muchos temas.

Sin embargo, el aumento del flujo de información, los cambios repentinos en la economía interna, la agresividad de la competencia sobre los mercados, entre otros factores ha provocado que muchos problemas financieros y empresarios presenten dificultades para resolverlos debido a la complejidad de las problemáticas.

Esto ha hecho que los tomadores de decisiones busquen nuevas metodologías que les permitan la resolución de problemas matemáticos complejos a través de herramientas computacionales, las cuales ayudan a dar respuesta a sus nuevos entornos.

Las herramientas computacionales que han surgido se presentan como un conjunto de alternativas en las ramas conocidas científicamente como inteligencia

artificial (IA) donde se destacan las Redes Neuronales Artificiales (RNA), que son técnicas para el tratamiento de la información, inspirada en las neuronas biológicas.

Esta sección tiene como objeto revisar las herramientas de redes neuronales artificiales como parte del estudio de nuevas herramientas de la administración aplicada a la administración de empresas y en particular a las finanzas que además de abordar situaciones de este tipo incluyen un sin número de aplicaciones en otros campos.

Como antecedentes históricos se puede decir que los primeros esfuerzos para estudiar los fundamentos básicos de las neuronas artificiales se llevaron a cabo alrededor de 1943 con el trabajo de McCulloch y Walter Pitts quienes a través de circuitos eléctricos muestran la forma en que trabaja una neurona. Más tarde, ya en la mitad del siglo pasado Donald Hebb (1949) explica el proceso de aprendizaje que lleva a cabo la neurona como eje central de la teoría y los modelos de RNA. En este sentido, el autor analiza las semejanzas con la actividad nerviosa y sus aportaciones forman la base de la teoría sobre las RNA.

Otro hallazgo importante en el surgimiento de la teoría RNA fue la aportación de Frank Rosenblatt quién expuso y describió la arquitectura de la red Perceptrón que permite reconocer patrones similares con ciertas limitaciones pero que es capaz de generalizar a partir de datos no vistos con base en el entrenamiento pasado e incluso sin entrenamiento previo.

Alrededor de la década de los años setenta, el interés por estudiar las redes, se vio disminuido debido al hallazgo de trabajos que demostraban la esterilidad del análisis con RNA. Sin embargo, en 1974 se desarrolla la idea del sistema de

aprendizaje de propagación hacia atrás (método de propagación del error) y algunos investigadores como Hopfield (1985) continuaron con su aplicación a problemas de optimización contribuyendo con ello a la ampliación de la teoría de RNA.

Posteriormente, en la década de los años noventa resurgió el interés por el estudio de las RNA aplicadas a diferentes disciplinas, en específico en las finanzas, esto en gran medida por los avances en la tecnología. Actualmente junto al desarrollo de soluciones inteligentes se ha fomentado su estudio, desarrollo y utilización, dado que la evidencia actual sigue presentando resultados alentadores que incentivan su profundización.

2.10.1. Enfoques de Aplicación de las RNA

La RNA se utilizan para clasificar y predecir distintos individuos o datos en grupos, a partir de un conjunto de variables sobre los individuos a los que pretende clasificar. Es decir, permite asignar a un individuo a un grupo definido a priori (variables de entrada) en función de una serie de características del mismo o de las respuestas dadas a una serie de preguntas (variables de salida).

Este apartado pretende solo introducir sobre el tema de las RNA, que es una de las técnicas que se van a comparar en esta investigación y que solo sirve como marco introductorio sobre el tema.

2.10.2. Neurona Biológica

El sistema nervioso es un sistema complejo, formado por unidades individuales denominadas neuronales, unidas entre sí por una malla de fibras nerviosas. Este conjunto de neuronas está constituido en todo nuestro organismo, a través del sistema

nervioso periférico, así como el sistema nervioso central, compuesto por la médula espinal y el encéfalo raquídeo craneal (Martí & Sanz, 2002).

En este último es donde se dice que el conjunto de neuronas tiene la capacidad de aprender y recordar, pero ahora se sabe, que eso no es del todo cierto ya que las neuronas del sistema nervioso periférico también aprende, este es el caso cuando un animal después de muerto sigue teniendo estímulo en sus extremidades y se sigue moviendo.

Las neuronas están separadas estructural, metabólica y funcionalmente y pueden tener tamaños y formas muy variados. Forman redes entrelazadas muy elaboradas, cuyas funciones varían en diferentes regiones del sistema. Estas diferencias de formas y tamaños reflejan el modo en que las neuronas procesan la información (Martí & Sanz, 2002).

La Figura 3, muestra la estructura típica de una neurona biológica. En dicha figura, se observa que la neurona biológica está compuesta por un cuerpo celular o soma, del cual se desprende árbol de ramificaciones llamado árbol dendrítico, compuesto por las dendritas. Del soma también parte una fibra tubular, llamada axón, el cual suele ramificarse cerca de su extremo. Las dendritas actúan como un canal de entrada de señales provenientes desde el exterior hacia la neurona, mientras que el axón actúa como un canal de salida. El espacio entre dos neuronas vecinas se denomina sinapsis. En el córtex cerebral se observa una organización horizontal en capas, así como también una organización vertical en columnas de neuronas.

La intensidad de una sinapsis no es fija, sino que puede ser modificada con base en la información proveniente del medio. De esta forma, la estructura del cerebro no

permanece fija sino que se va modificando por la formación de nuevas conexiones, ya sean excitadoras o inhibitoras, la destrucción de conexiones, la modificación de la intensidad de la sinapsis, o incluso por muerte neuronal.

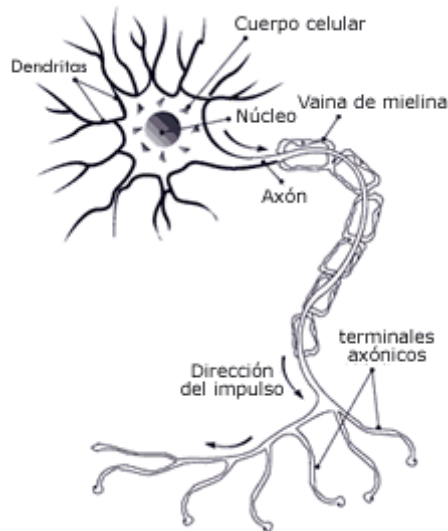


Figura 3. Partes de una neurona biológica. Fuente: Elaboración con información contenida en **(Pérez & Martín, 2003)**.

En la forma más común en que se compone una red neuronal biológica, se componen tres principales partes:

a) El cuerpo celular o soma: centro de síntesis de la célula, que procesa las señales que le llegan de otras células,

b) Las dendritas, que es la parte fibrosa de la neurona y que emana del soma, son prolongaciones protoplásmicas ramificadas, bastante cortas de la neurona. Son terminales de las neuronas; y están implicadas en la recepción de los estímulos.

c) El axón o también conocida como neurita, siendo esta una prolongación de las neuronas especializadas en conducir el impulso nervioso desde el cuerpo celular o soma hacia otra célula. Se ramifica en su extremo final para conectar con otras

neuronas, a través de las dendritas de éstas, que actúan como canales receptores de información (Isasi y Galván, 2004).

La conexión entre neuronas se realiza por medio de uniones especiales denominadas sinapsis, que no es más que la transmisión de un lado a otro de estas uniones, que son de naturaleza química. Esta cantidad de señal transferida depende de la cantidad de química aportada por el axón y recibida por las dendritas (Pérez & Martín, 2003).

Una neurona aprende por la intensidad sináptica que tiene por los estímulos electroquímicos resulta estimulada y modificada dentro del sistema nervioso central. Las sinapsis, combinadas con el proceso de información de la neurona, forman el mecanismo básico de la memoria.

Las neuronas se organizan de diferentes formas dentro del cuerpo, de acuerdo a las funciones de desempeño que se necesita, existen grupos de neuronas pertenecientes a una establecida región del cerebro que forman unidades funcionales especializadas en tareas concretas. Se sabe que el procedimiento en el sistema nervioso involucra la actuación de muchos de estos subgrupos, que intercambian continuamente información.

2.10.3. Conceptualización de Neurona Artificial

Por otro lado, una RNA se puede definir como un dispositivo lógico matemático diseñado a imitación del sistema nervioso animal. Las redes neuronales son un conjunto de neuronas particulares, que al agruparse y conformarse en un solo grupo tienen por objetivo aprender patrones específicos de comportamiento, similar a las redes neuronales biológicas, en donde cada una de ellas tienen una función en

específico que pueda presentar cierto comportamiento inteligente (Pérez & Martín, 2003).

En una RNA, la unidad básica, análoga a la neurona biológica, se denomina elemento de proceso, neurona artificial o, simplemente, neurona. Cabe señalar que distintos modelos de redes utilizan diferentes elementos de proceso.

Una neurona estándar al igual que una neurona biológica se compone de los siguientes elementos:

1. Un conjunto de entradas $X_j(t)$ que a su similar biológica representa las dendritas.
2. Un peso sináptico W_{ij} que representa la sinapsis cuando hay entre dos neuronas.
3. Una regla de propagación $h_i(t) = \sum W_{ij}x_j(t)$ es el cuerpo en su contraparte biológica.
4. La función de su activación $y_i(t) = f_i(h_i(t))$, que representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación, que representa el núcleo en la neurona animal.

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i , denominado umbral, que resta el potencial post-sináptico, por lo que el argumento de la función de activación se expresa de la siguiente manera:

$$h_i(t) = \sum W_{ij} X_j(t) - \theta_i$$

(3.46)

Que en su contraparte biológica sería el elemento químico-eléctrico que permite que exista sinapsis entre dos neuronas, si no existiera determinado nivel de elementos químicos esta sinapsis no se produce.

En conclusión, el modelo de neurona estándar queda como

$$y_i(t) = f_i(\sum W_{ij}, X_{ij}(t) - \theta_i)$$

(3.47)

Mismo que puede ser representado en la Figura 4.

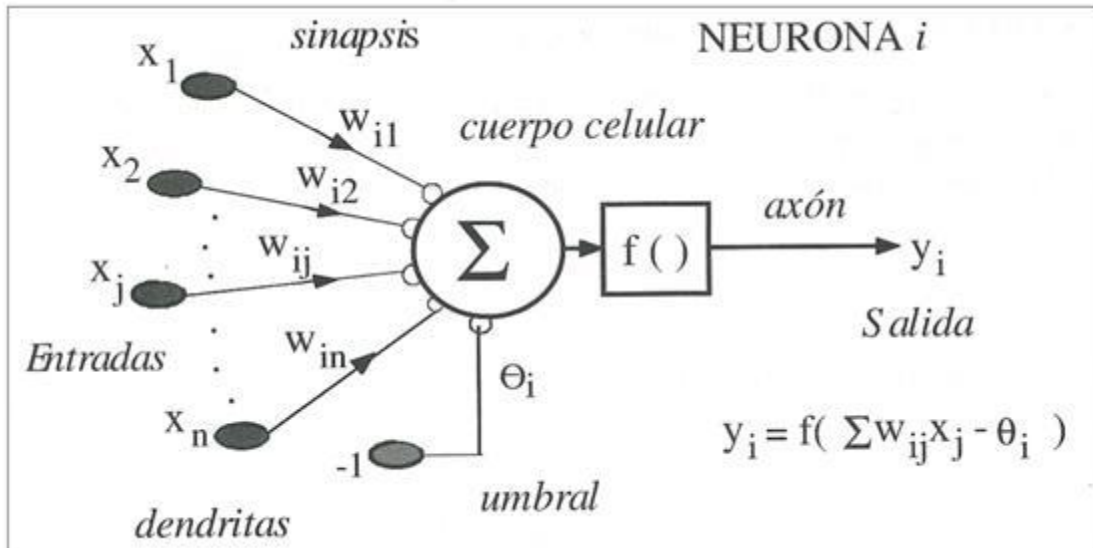


Figura 4. Neurona de una RNA. Fuente: Elaboración con información contenida en (Del Brío & Sanz, 2002).

2.10.4. El enfoque de sistemas vinculado con el proceso de una RNA.

Existen diferentes modelos neuronales artificiales, pero una característica común que tienen la mayoría de estas es que tienen el siguiente proceso de operación bajo la conceptualización de un sistema (Pérez & Martín, 2003).

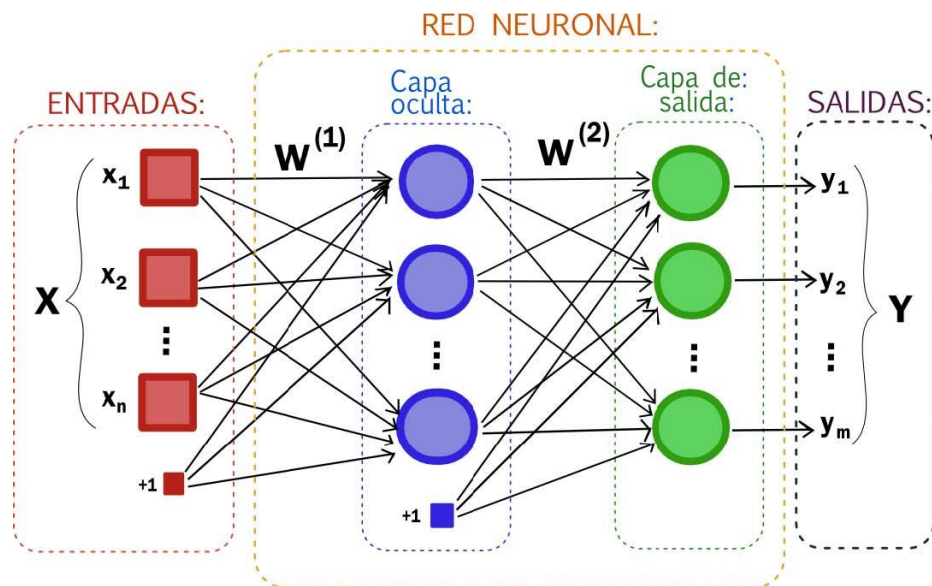


Figura 5. Conceptualización de una Neuronal Artificial como un sistema. Fuente: Elaboración con información contenida en (Del Brío & Sanz, 2002).

Al igual que el concepto de un sistema en que existe entrada, una unidad de proceso y una salida, una red neuronal funciona de la misma manera.

De la Figura 5, se puede decir que una RNA en cada elemento de proceso (Σ) tiene un conjunto de entradas y una sola salida por las que circulan las señales. Estas señales dependen del instante de tiempo considerado.

Estas variables, tanto las de entrada, como las de salida pueden ser discretas o continuas, dependiendo del modelo de neurona considerada y de la aplicación que se le vaya a dar. Cuando las salidas pueden tomar valores continuos, se suelen limitar a un intervalo definido, entre cero y uno.

Como se aprecia en la Figura 5, la entrada de la RNA, tiene una conexión de entrada que está asociado a un peso (w); que determina el efecto cuantitativo de unas unidades sobre otras y corresponde a las sinapsis del sistema. Estos pesos se suelen representar con una W'_{ij} , eb que los dos subíndices que indican la neurona (i) que le

corresponde y la entrada (j), a dicha neurona a la que están asociados, respectivamente. Por tanto, cada neurona tendrá tantos pesos como entradas.

Para que exista conexión entre la entrada, esta se determina aplicando una regla de propagación bajo una combinación lineal, entre las entradas y sus correspondientes pesos como se indican en la fórmula (1). Donde i representa el elemento de proceso cuya entrada neta se calcula, n es el número de entradas de dicho elemento de proceso, las entradas se representan con una x y los pesos con una w (Pérez & Martín, 2003).

Dentro del elemento de proceso, o caja negra como lo indica la teoría de sistemas, para cada elemento de proceso en un instante de tiempo determinado tiene asociado un valor de activación, $\theta_i(t)$. Su nuevo valor de activación se determina aplicando una función, $f()$, denominada función de activación. Para una neurona artificial esta función se puede considerar determinista.

Estas funciones de activación dependen específicamente del desempeño y el objetivo que se quiere tener en la red. Las funciones de activación más conocidas son: a) Identidad, b) Lineal a tramos, c) Sinusoidal, d) Tangente hiperbólica, e) Escalón, f) Sigmoidea, g) Gaussiana, h) Logística y i) Softmax.

Estas funciones permiten a la Red Neuronal, encontrar dentro del elemento de proceso la capacidad de distorsionar el espacio euclidiano, para poder obtener un conjunto de pesos que se satisfagan entre los nodos de entrada y nodos de salida; de tal manera que estos pesos responden a los objetivos deseados.

En esta etapa dentro del elemento del proceso de la unidad neuronal, se pueden distinguir dos fases en la operación de la red:

a) Fase de aprendizaje: en esta la red aprender a resolver el problema para el que se ha diseñado.

b) Fase de recuerdo: la segunda fase los pesos permanecen fijos; se representarán entradas a la red y ésta dará salidas, tratando que sean muy similares a las reales.

Este proceso de aprendizaje está basado en procesos iterativos de los métodos numéricos que tratan de minimizar una función de error, lo que en ocasiones puede dar problemas en la convergencia del algoritmo (Pérez & Martín, 2003).

Una particularidad de la RNA es que son sistemas entrenables, capaces de realizar un determinado tipo de procesamiento aprendiendo a partir de un conjunto de ejemplos, denominados patrones de entrenamiento.

Se puede interpretar el aprendizaje de una RNA como el proceso por el cual se ajustan los pesos mediante la estimación por el entorno. El tipo de aprendizaje viene determinado por la forma en que se adaptan dichos parámetros (Anderson, 2007).

Los tipos de aprendizaje más aplicados son:

a) Aprendizaje supervisado. En este tipo de aprendizaje existe un supervisor que dispone de un conjunto de patrones de entrenamiento, que siempre son la salida de la RNA. En la fase de entrenamiento la neurona aprende el patrón que el supervisor muestra de forma aleatoria, para que aprenda y cumpla las condiciones que se le piden en la salida de la red. Este tipo de redes neuronales es el que será utilizado en esta investigación.

b) Aprendizaje no supervisado. En este entrenamiento no existe una respuesta deseada o de salida de la red. Se presentan las entradas de forma iterativa a fin de que

la red, mediante su regla de aprendizaje, pueda descubrir las regularidades subyacentes en estos datos de entrada, organizándolos en clases no determinadas a priori.

c) Aprendizaje forzado. Se dispone de conjunto de entradas, para cada una de las cuales se obtiene una salida de la red. Se calcula una medida del éxito o fracaso global de la red, que permite actualizar los pesos.

d) Aprendizaje híbrido. En una misma red se utilizan el aprendizaje supervisado y el no supervisado, normalmente en distintas capas de la misma.

En la etapa final del sistema neuronal, en la salida, una vez que la red aprendió un patrón, basados a los pesos permanecerán fijos y la función de transferencia propuesta medirá el grado de error entre la información de salida. Si existe poco error, entre el valor real de salida con el propuesto por la red neuronal medido este error mediante un criterio de minimización de error estadístico, se podría considerar que las neuronas artificiales aprendieron el patrón de comportamiento de los datos buscados (Pérez & Martín, 2003).

Es importante mencionar que este proceso de aprendizaje es para una red neuronal supervisada. Para ello, se menciona en el siguiente apartado algunos de los modelos de redes neuronales, más no se pretende en este trabajo profundizar sobre las diferentes arquitecturas (construcción de las redes neuronales), ya que no es el propósito de esta investigación.

2.10.5. Conceptualización de las Redes Neuronales Artificiales.

Una RNA es el conjunto de neuronas artificiales que se forman en una arquitectura determinada para un propósito específico. Se conoce como arquitecturas

neuronal a la estructura o patrón de conexiones entre los nodos de entrada, nodos ocultos y nodos de salida. En una RNA los nodos que se agrupan en forma de sinapsis, y esta organización determina el comportamiento de la red.

Una capa dentro de una red neuronal, es un conjunto de neuronas artificiales que se concentran en unidades estructurales. Las neuronas de una capa pueden agruparse, a su vez, formando grupos de neuronas. Al conjunto de una o más capas representa una red neuronal.

En la Figura 6 se muestra una arquitectura neuronal de aprendizaje supervisado más comúnmente utilizada.

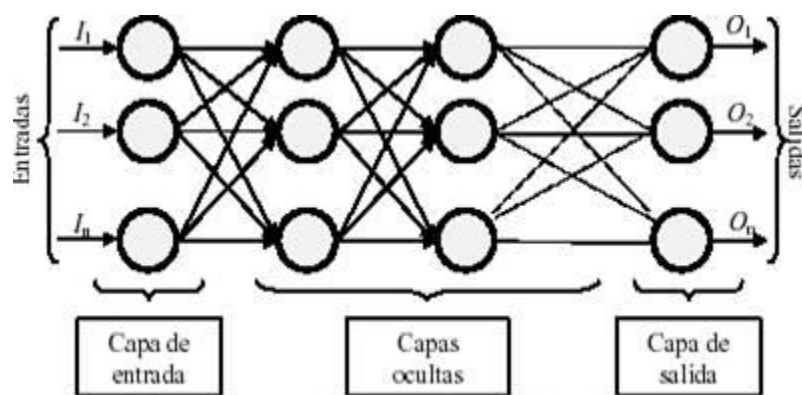


Figura 6. Esquema jerárquico de un sistema de red neuronal artificial de aprendizaje supervisado.
Fuente: Elaboración con información contenida en (Del Brío & Sanz, 2002).

Esta arquitectura neuronal artificial se compone de tres módulos fundamentales:

- Una capa de entrada, (o nodos sensoriales), que está compuesta por las variables exógenas de interés, y que suministran información a la red.
- Una o varias capas que reciben señales de los nodos antecedentes, es decir los de entrada. Esta capa no tiene una conexión directa con el entorno, sólo busca encontrar características o rasgos que sirvan como intérprete entre los nodos de entrada con los de salida, mediante las funciones de transferencia.

- Una capa de salida, o llamada supervisora, es la que proporciona la respuesta de la red neuronal.

Generalmente este tipo de arquitectura son para redes neuronales conocidas como supervisadas. Entre las más conocidas bajo estos grafos son las Redes Neuronales de Perceptrón simple desarrolladas por Roseblatt en 1950, la RNA Adalina desarrollada por Widrow en 1961, la RNA Perceptrón Multicapas desarrollada por McCulloch y Pitt en 1986, la RNA Backpropagation por Rumelhart en 1986, y mejorado por Hech_nielsen en 1991 (Martí & Sanz, 2002).

2.10.6. Ventajas y desventajas de las Redes Neuronales Artificiales

Al revisar los diferentes autores sobre este punto se mencionan algunas de las ventajas y desventajas que se puede deducir, a través de las lecturas sobre artículos y libros relacionados con este tema.

Ventajas:

- Aprendizaje por patrones y no lógico: Una de las ventajas de las RNA es que tienen capacidad matemática y estadística de aprender patrones, aun cuando estos patrones sean complejos.
- Auto-reparable: aunque la red neuronal tenga nuevos cambios significativos en la información de entrada o de salida, puede seguir respondiendo bajo las mismas funciones de transferencia, sólo cambian en su cantidad de nodos y/o de pesos. Esto lo hace que sean modelos consistentes.
- La redes neuronales a diferencia de los modelos gaussianos, no están condicionados a las características de los datos, más bien están condicionados a que cumplan con la estadística de minimización del error.

Esto hace que se manejen variables cuantitativas, cualitativas y nominales, a diferencia de los modelos gaussianos como son la regresión, las series temporales, modelos discriminantes, modelos Probit y Logit, así como los arboles Chaid, en el que dependen de características propias del modelo para que sea aplicado.

- Las RNA tienen flexibilidad en diseñar diferentes arquitecturas. Para una RNA sólo se necesitan conocer cuáles son las variables de entrada que se van a analizar, o las llamadas variables sensoras y las variables a las que se quiere que se parezcan en la salida del modelo neuronal. Lo demás lo desarrolla el especialista en la materia y construye la mejor arquitectura que tenga el mayor número de semejanza entre los datos de salida reales a los determinados por la RNA.
- Otra ventaja de las RNA, es su diversidad. Existen una cantidad de tipo de arquitecturas de RNA, que permiten encontrar diferentes aplicaciones. Por ejemplo sirven para la simulación de sistemas cerrados o abiertos. Se pueden construir redes en donde no haya un supervisor, o se pueden unir redes neuronales de diferentes campos de investigación, a diferencia de los modelos tradicionales que los modelos tienen una periodicidad y que son aplicados solo para campos de su propia disciplina.

Desventajas:

- Una de las desventajas principales se refiere al procesamiento de los datos de las computadoras actuales, ya que el hardware que se usa actualmente trabaja en serie, es decir que sólo ejecuta una instrucción a la vez, mientras

que las RNA necesitan de hardware con información en paralelo, es decir, múltiples pedazos de datos simultáneamente. Por esto modelar procesos paralelos en máquinas en serie produce que en sus cálculos se lleve bastante tiempo.

- Otro problema de las RNA, es el sobre entrenamiento en el modelo, que se produce al tratar de encontrar patrones, ya que un sobre entrenamiento, hace que la RNA no pueda discriminar o clasificar patrones con precisión. Por lo que el especialista debe tener cuidado qué cantidad de datos van a estar en la etapa de aprendizaje y qué otra cantidad en la de verificación.
- Otra desventaja de las RNA, es en la construcción del modelo; ya que cuando la arquitectura neuronal contiene demasiadas capas ocultas o demasiados nodos en las capas ocultas, provoca que el modelo se convierta en un modelo matemático difícil de expresarse, debido a su extensión. Es por ello que generalmente el especialista debe buscar modelos parsimoniosos, en donde la cantidad de capas ocultas o nodos internos no sean mayores o iguales al número de variables de entrada. Cuando esto no se cumple, entonces topológicamente el problema es demasiado complejo, y los cálculos para la predicción, serán tardados.
- Se consideran que otra desventaja de las RNA, es que no hay reglas definitorias, que permitan definir qué arquitectura a un problema dado es la única. Ya que atrás de la arquitectura se difiere en los algoritmos de aprendizaje, las diferentes grafologías que resuelven ese problema, el número de capas que se van a considerar, la consistencia en la cantidad de datos que

se usa para el entrenamiento. El criterio de error que se debe considerar al modelo, el método numérico que soporta éste y la función de transferencia que cada especialista le dá, para llegar a los resultados deseados. Es por eso que un investigador puede dar una RNA diferente a otro sobre el mismo objeto de estudio.

Para concluir con este apartado, uno de los aspectos fundamentales de las RNA es su capacidad de generalizar a partir de ejemplos. Por generalización se entiende en este campo, como la capacidad de la red de dar una respuesta correcta antes patrones que no han sido empleados en su entrenamiento. Una red correctamente entrenada generalizará, lo que significa que ha aprendido adecuadamente no sólo los ejemplos presentados, sino que responde correctamente ante patrones no vistos con anterioridad.

Es por ello, que esta herramienta debe ser aplicado no sólo en campos de la informática, sino que gracias a los adelantos científicos de las computadoras actuales, se pueden aplicar a diferentes disciplinas como en los campos de la administración, y de forma aún más específica en la administración financiera.

Capítulo 3. Metodología de la investigación

3.1. Tipo de Investigación

Esta investigación es de tipo exploratorio, debido a que existen escasos antecedentes en la literatura sobre el tema de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV. Por otro lado, es de tipo descriptivo, porque considera la medición o evaluación de diversos aspectos, dimensiones o componentes del fenómeno a investigar.

Debido a la naturaleza de los datos, esta investigación es de tipo no experimental, dado que no se hace ninguna manipulación de las variables de manera arbitraria, es decir, las razones financieras utilizadas en esta investigación se analizarán sin hacerlas variar intencionalmente, y se usarán como variables independientes en los distintos modelos obtenidos con EEG y RNA en la determinación de empresas con bajo, medio o alto desempeño financiero, del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV.

De acuerdo a la temporalidad del trabajo es de tipo longitudinal, debido que se analiza el mismo grupo de empresas de manera repetida en el periodo comprendido del año 2002 hasta el año 2017, con periodicidad trimestral. Al igual, por la estrategia del modelo, el estudio es diacrónico, porque la base de datos es histórica y servirá como apoyo para poder predecir valores en otros periodos.

Finalmente, se puede decir que esta investigación es correlacional causal porque el modelo intenta encontrar correlaciones entre ciertos indicadores y el desempeño financiero. Es importante aclarar que el enfoque pretendido en esta investigación es de tipo empírico, ya que se analizan un conjunto de datos empíricos obtenidos de empresas reales para explicar por qué las empresas tienen bajo, medio o alto desempeño financiero.

3.2. Método

El planteamiento metodológico de esta investigación se fundamenta en la definición y los elementos que permiten comprender el nivel de desempeño financiero a través de las diferentes técnicas propuestas y desarrolladas en diversas investigaciones.

Estas técnicas, han sido utilizadas por su efectividad, simplicidad y eficiencia en la medición del desempeño financiero. Por lo que, en esta investigación se ha determinado utilizar distintos modelos basados en las técnicas de EEG y RNA, las cuales pueden determinar con mayor precisión las razones financieras más significativas en cuanto a predicción del desempeño financiero.

El proceso metodológico de esta investigación es el siguiente:

1. Conformación de la base de datos con la información de la situación financiera, compuesta por las 16 empresas mexicanas que conforman el sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV. Dichas empresas se muestran en la Tabla 5.

2. Obtención de las razones financieras necesarias que midan el desempeño financiero en base a su clasificación de liquidez, actividad, apalancamiento, de rentabilidad y de mercado, en el periodo comprendido del año 2002 hasta el año 2017, con periodicidad trimestral.

3. Determinación de las razones financieras que hacen que las empresas del sector de productos de consumo frecuente coticen de forma en la BMV tengan un bajo, medio o alto desempeño financiero.

4. Establecimiento de criterios de entradas y salidas para la construcción de modelos basados en la técnica de EEG y de RNA, en donde las entradas serán las razones financieras y la salida empresa “Empresa con bajo desempeño financiero” “Empresa con desempeño financiero medio” y “Empresa con alto desempeño financiero”.

Para lograr el objetivo de esta investigación se utilizarán variables cuantitativas tanto para las entradas como para las salidas; y en las RNA se reconocerán patrones de aprendizaje de los diferentes grupos homogéneos formados en base a los resultados del desempeño financiero y se determinarán las razones financieras que intervienen en ello.

Tabla 5

Empresas del sector de productos de consumo frecuente de la BMV contempladas en el estudio

Id.	Clave de BMV	Nombre de la empresa
1	AC	ARCA CONTINENTAL, S.A.B. DE C.V.
2	BACHOCO	INDUSTRIAS BACHOCO, S.A.B. DE C.V.
3	BAFAR	GRUPO BAFAR, S.A.B. DE C.V.
4	BIMBO	GRUPO BIMBO, S.A.B. DE C.V.
5	CHDRAUI	GRUPO COMERCIAL CHEDRAUI, S.A.B. DE C.V.
6	CULTIBA	ORANIZACIÓN CULTIBA, S.A.B. DE CV.
7	FEMSA	FOMENTO ECONÓMICO MEXICANO, S.A.B. DE C.V.
8	GIGANTE	GRUPO GIGANTE, S.A.B DE C.V.
9	GRUMA	GRUMA, S.A.B DE C.V
10	HERDEZ	GRUPO HERDEZ, S.A.B. DE C.V.
11	KIMBER	KIMBERLY – CLARK DE MEXICO S.A.B. DE C.V.
12	KOF	COCA-COLA FEMSA, S.A.B. DE C.V.
13	LALA	GRUPO LALA, S.A.B. DE C.V.
14	MINSA	GRUPO MINSA, S.A.B. DE C.V.

15	SORIANA	ORGANIZACIÓN SORIANA, S.A.B. DE C.V.
16	WALMEX	WAL – MART DE MEXICO, S.A.B. DE C.V.

Fuente: Elaboración con información contenida en (BMV, 2019).

3.3. Recopilación de la Información

Una vez definida la población de estudio, se procede a la obtención de los datos basados en los estados financieros como el balance general, el estado de resultados, el estado de flujo de efectivo, información de mercado y bursátil, referente a las empresas objeto de estudio a través de los sistemas de SIVA y Economática, con los cuales se pretende lograr el objetivo de esta investigación.

A continuación se presenta de forma resumida, la estructura de estos. Cabe señalar que la información proporcionada por la BMV a través de los sistemas de SIVA y Economática en algunas emisoras fue de manera parcial, por lo que sólo se tomó en cuenta la información publicada.

1. Balance general: este estado muestra la situación financiera de la empresa en un momento específico y de manera resumida (Gitman, 2007).

Tabla 6
Elementos del balance general utilizados en esta investigación

	Descripción	1	2	3	4
	Activo				
	Activo Circulante				
	Caja		25.000		
	Banco		150.000		
	Cuentas por cobrar	80.000			
Menos	Provisión Cuentas incobrables	<u>8.000</u>	<u>72.000</u>		
:	Efectos por cobrar	100.000			
	Efectos por cobrar Descontados	<u>10.000</u>	<u>90.000</u>		
Menos	Inventario de Mercancías		16.000		
:	Seguro Vigente		8.000		
	Intereses pagados por Adelantado		6.000		
	Impuestos pagados por Adelantado		9.000		
	Artículos de Escritorio			382.0000	
	TOTAL ACTIVO CIRCULANTE		700.000		
	Activo Fijo Tangible		800.000		
	Terreno		200.000		
	Maquinaria	300.000			
	Herramientas	<u>30.000</u>	<u>270.000</u>		
	Mobiliario	100.000			
Menos	Depreciación Acumulada	<u>20.000</u>	<u>80.000</u>		
:	Mobiliario	400.000			
	Equipos	<u>40.000</u>	360.000		
Menos	Depreciación Acumulada Equipos			2.330.000	
					3.211.000

:	Vehículo				
	Depreciación Acumulada				
Menos	Vehículo		70.000		
:	TOTAL ACTIVO FIJO		6.000		
	TANGIBLE	80.000			
	Activo Fijo Intangible	<u>7.000</u>	<u>73.000</u>		
	Derechos de Autor	55.000			
	Marca de Fabrica	<u>5.000</u>	<u>50.000</u>		
	Patente			199.000	
	Amortización Acumulada de				
Menos	Patente		120.000		
:	Plusvalía		180.000		
	Amortización Acumulada de			<u>300.000</u>	
Menos	Plusvalía				
:	TOTAL ACTIVO FIJO				
	INTANGIBLE				
	Cargos Diferidos				
	Gastos de Organización				
	Campaña Publicitaria				
	TOTAL CARGOS DIFERIDOS				
	<u>TOTAL ACTIVOS</u>				

Fuente: Elaboración con información contenida en SIVA y Económica.

2. Esta de resultados: muestra las ganancias y pérdidas debido a la actividad de la empresa para obtener ganancias durante el último año transcurrido (Brealey et al., 2010).

Tabla 7
Elementos del estado de situación financiera utilizado en esta investigación

ACTIVOS	Nota	2011	2010
Activos corrientes			
Efectivo y equivalentes de efectivo	3	379,7	383,5
Cuentas por cobrar (transacciones sin contraprestación)	4	1,8	2,2
Cuentas por cobrar (transacciones con contraprestación)	4	27,3	24,5
Inventarios	5	2,4	2,5
		<u>411,2</u>	<u>412,7</u>
Activos no corrientes			
Equipo	6	3,7	3,7
Propiedades de inversión	7	4,3	4,3
Activos intangibles	8	27,3	27,7
Terrenos y edificios	9	338,8	316,7
Cuentas por cobrar (transacciones sin contraprestación)	4	0,5	0,5
Otros activos no corrientes	10	10,0	10,0
		<u>384,6</u>	<u>362,9</u>
TOTAL DE ACTIVOS		<u>795,8</u>	<u>775,6</u>
PASIVOS			
Pasivos corrientes			
Cuentas por pagar	11	28,2	19,5
Beneficios a los empleados	12	15,2	17,6
Transferencias por pagar	13	64,2	64,1
Cobros anticipados	14	196,6	178,0
Préstamos pagaderos en un año	15	5,2	1,3
Provisiones	16	2,4	2,6
Otros pasivos corrientes	17	52,1	53,7
		<u>363,9</u>	<u>336,8</u>
Pasivos no corrientes			
Beneficios a empleados	12	119,6	105,1
Préstamos pagaderos después de un año	15	149,9	139,1
		<u>269,5</u>	<u>244,2</u>
TOTAL DE PASIVOS		<u>633,4</u>	<u>581,0</u>
Superávit acumulado		139,1	171,3
Fondos de operación		8,3	8,3
Superávit de revaluación		15,0	15,0
ACTIVOS NETOS		<u>162,4</u>	<u>194,6</u>

Las notas adjuntas forman parte integral de estos estados financieros

Original firmado
Director General

Fuente: Elaboración con información contenida en SIVA y Económica.

3. Flujo de efectivo: este estado financiero también se le conoce como flujo de caja y se encarga de resumir sus orígenes y aplicaciones de efectivo durante un periodo específico (Ross et al., 2010).

Tabla 8
Elementos del flujo de efectivo utilizado en esta investigación

Flujo de efectivo proveniente de actividades de	Parcial	Total
---	---------	-------

operación		
Efectivo recibido por ventas a clientes	\$2610,0	
Intereses y dividendos recibidos	<u>30,0</u>	
Efectivo proveniente de actividades de	\$2640,0
operación		
Efectivo pagado a suministradores y empleados	\$(2292,0)	
Intereses e impuestos pagados	<u>198,0</u>	
Desembolso en efectivo en actividades de	<u>(2490,0)</u>
operación		
Flujo de efectivo neto proveniente de actividades de	\$150,0
operación		
Flujo de efectivo proveniente de actividades de		
inversión		
Compra de valores negociables	\$(195,0)	
Producto de la venta de valores negociables	120,0	
Préstamos realizados	(51,0)	
Cobro de préstamos	36,0	
Compras de activos fijos	(480,0)	
Producto de la venta de activos fijos	<u>225,0</u>	
Efectivo neto usado en actividades de inversión	(345,0)

Flujo de efectivo proveniente de actividades de financiación		
Producto de préstamos a corto plazo	\$135,0	
Pago de obligaciones a corto plazo	(165,0)	
Producto de la emisión de bonos por pagar	300,0	
Producto de la emisión de acciones	150,0	
Dividendos pagados	(120,0)	
Efectivo neto proveniente de actividades de financiación	<u>300,0</u>
Aumento (disminución) neto en efectivo		\$105,0

Fuente: Elaboración con información contenida en SIVA y Económica.

3.4. Procesamiento de la información

El tratamiento de los datos parte de la elaboración de una base de datos en hoja electrónica con información financiera y bursátil de las empresas objeto de estudio. Para la aplicación de los modelos basados en las EEG de datos de panel se utiliza el software STATA 12.0 y para la aplicación de los modelos basados en las RNA así como para realizar el procedimiento de la red neuronal diseñada se utilizan los paquetes computacionales SPSS 23.0 y NeuroSolutions de la empresa Neurodimension, Inc.,

3.5. Determinación de la Variable Dependiente.

Cualquier término que sea seleccionado como variable dependiente o variable respuesta, representará siempre una serie de dificultades conceptuales, jurídicas, técnicas y de criterios financieros, por solo mencionar algunos, que no permiten

conseguir una definición única que resulte satisfactoria y sea aceptada generalizadamente. La determinación de la variable dependiente es un tema de múltiples divergencias y contradicciones. El desempeño financiero recibe varios nombres y definiciones que originan desacuerdos en cuanto al momento y a los indicadores que son utilizados para declarar dicho estado. Para esta investigación el desempeño financiero se define como un conjunto de elementos medibles y cuantificables de las acciones que son relevantes para el logro de los objetivos de la organización.

Diversos autores coinciden en que el objetivo fundamental de la administración financiera en una empresa lucrativa es el de maximizar la riqueza de los dueños de la empresa: los accionistas (Brealey, Myers, & Allen, 2010; Copeland, Koller, & Murrin, 2000; Gitman, 2007; Gutiérrez, 1992; Weston & Brigham, 1994). Por ello, los administradores deben concentrar sus esfuerzos en el logro de dicho objetivo, para garantizar la permanencia de la organización en el competitivo mundo de los negocios y facilitar la gestión de los recursos requeridos para su crecimiento.

El valor de la riqueza de los accionistas se determina por el valor de las acciones en el mercado. Si dicho valor aumenta, el valor de su riqueza (representada en acciones) también aumenta.

El valor de mercado se define como el precio al que se compran y venden las acciones en un mercado, como la Bolsa de Valores. Así la riqueza total de los accionistas equivale a la cantidad de acciones multiplicada por el precio de mercado de dichas acciones.

Los precios de las acciones, es decir, el índice de la riqueza de los accionistas, reflejan la magnitud, el tiempo y el riesgo que se asocian con los beneficios futuros que esperan recibir los accionistas.

Debido a la problemática expuesta, y ante la diversidad de definiciones se procede a obtener los rendimientos promedios anuales de los precios de las acciones de las empresas en estudio durante el periodo analizado de esta investigación, los cuales se muestran en la Figura 7.

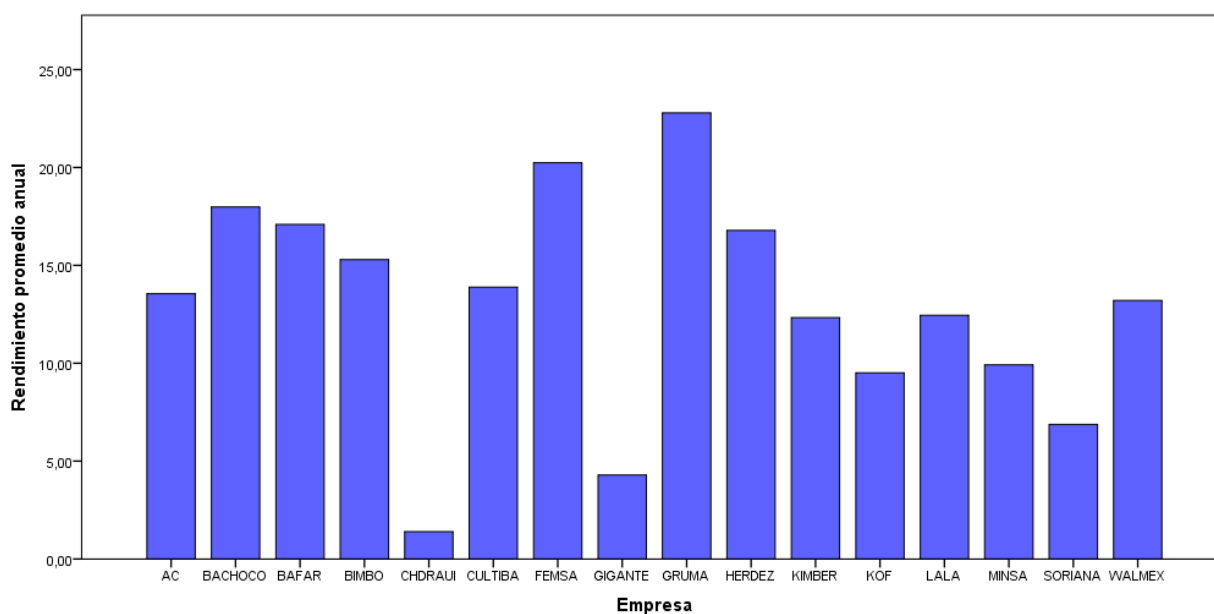


Figura 7. Rendimiento promedio anual del precio de las acciones de las empresas en estudio.
Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Posteriormente, se realiza un diagrama de puntos del rendimiento anual promedio del precio de las acciones de las empresas en estudio, el cual se muestra en la Figura 8, en donde se puede ver que las 16 empresas pueden clasificarse en 3 grupos: empresas con bajo, medio o alto desempeño financiero.

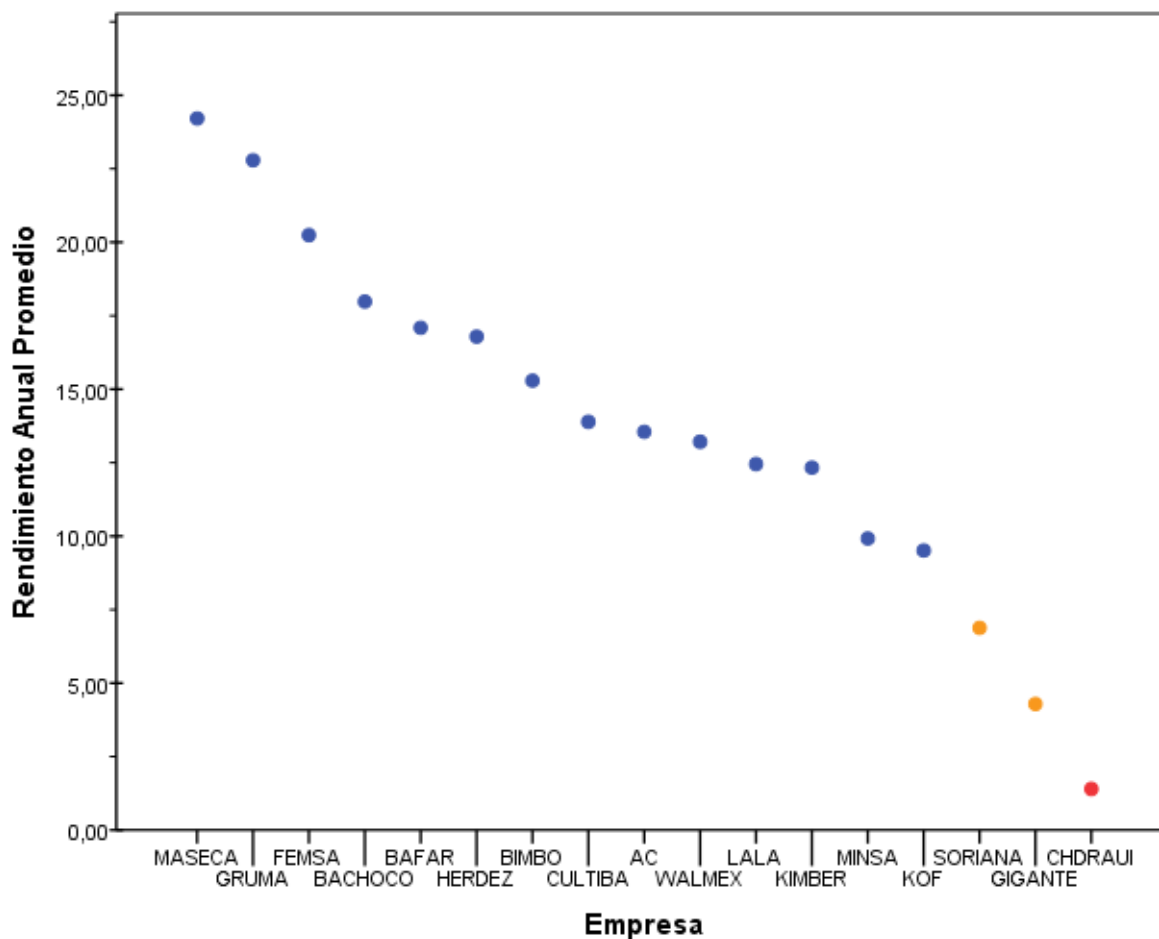


Figura 8. Rendimientos promedios anuales de las acciones de las empresas estudiadas. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Con base en lo anterior, las 16 empresas de acuerdo al rendimiento promedio anual del precio de las acciones se pueden clasificar como se muestra en la Tabla 9.

Tabla 9

Clasificación de las empresas del sector de productos de consumo frecuente

Id.	Clave de	Nombre de la empresa	Desempeño financiero
BMV			
1	AC	ARCA CONTINENTAL, S.A.B. DE C.V.	Alto
2	BACHOCO	INDUSTRIAS BACHOCO, S.A.B.	Alto

		DE C.V.	
3	BAFAR	GRUPO BAFAR, S.A.B. DE C.V.	Alto
4	BIMBO	GRUPO BIMBO, S.A.B. DE C.V.	Alto
5	CHDRAUI	GRUPO COMERCIAL CHEDRAUI, S.A.B. DE C.V.	Bajo
6	CULTIBA	ORANIZACIÓN CULTIBA, S.A.B. DE CV.	Alto
7	FEMSA	FOMENTO ECONÓMICO MEXICANO, S.A.B. DE C.V.	Alto
8	GIGANTE	GRUPO GIGANTE, S.A.B DE C.V.	Medio
9	GRUMA	GRUMA, S.A.B DE C.V	Alto
10	HERDEZ	GRUPO HERDEZ, S.A.B. DE C.V.	Alto
11	KIMBER	KIMBERLY – CLARK DE MEXICO S.A.B. DE C.V.	Alto
12	KOF	COCA-COLA FEMSA, S.A.B. DE C.V.	Alto
13	LALA	GRUPO LALA, S.A.B. DE C.V.	Alto
14	MINSA	GRUPO MINSA, S.A.B. DE C.V.	Alto
15	SORIANA	ORGANIZACIÓN SORIANA, S.A.B. DE C.V.	Medio
16	WALMEX	WAL – MART DE MEXICO, S.A.B. DE C.V.	Alto

Fuente: Elaboración con información contenida en (BMV, 2019) y ECONOMÁTICA.

3.6. Resultados Deseados

El primer resultado es comparar las técnicas de Ecuaciones de Estimación Generalizadas de datos de panel y Redes Neuronales para determinar que técnica tiene mayor precisión en la determinación de empresas con bajo, medio o alto desempeño financiero del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV, con base en su desempeño financiero.

El segundo resultado que se pretende obtener es determinar las razones financieras que discriminan para que una empresa del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV tenga un desempeño financiero bajo, medio o alto.

3.7. Impacto Esperado

Se espera que una vez presentados estos modelos, se consideren realizar metodologías con aplicación en RNA para diferentes campos de las finanzas, mercadotecnia, recursos humanos, entre otras, y ver la importancia de estas técnicas en la disciplina de la administración.

Capítulo 4. Resultados y análisis

4.1. Análisis Descriptivo de las Variables Independientes

Como un análisis preliminar de las variables independientes, se realiza un análisis exploratorio, en el cuál se detectan datos atípicos (Ver Figura 9), a los cuales se les da un tratamiento especial con la finalidad de corregir dicha situación. Además se estandarizan las variables independientes, debido a que no todas se encuentran en la misma unidad de medida. Ésta estandarización se realiza mediante la conversión de cada indicador en puntuaciones típicas (puntuaciones z). El cálculo de dicha

puntuación consiste en restar a cada observación de cada indicador (o variable) su media correspondiente y dividiendo el resultado de esta operación por la desviación típica (estándar) del indicador en cuestión. Con lo anterior se eliminan, uno por uno, los perjuicios introducidos por las diferencias en las escalas de los distintos indicadores (atributos o variables) usados en el análisis. En la Tabla 10 aparecen los estadísticos descriptivos de dichas variables.

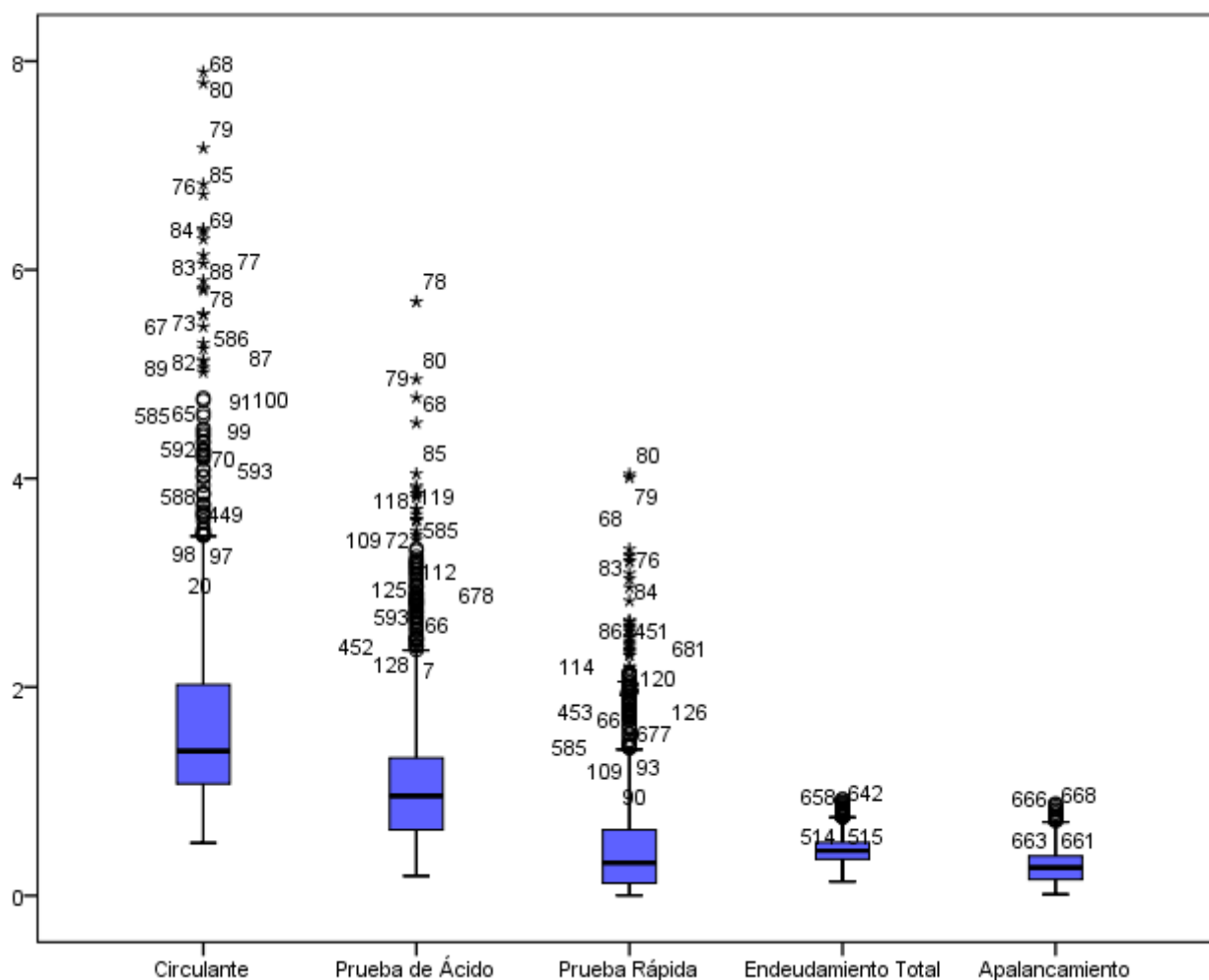


Figura 9. Gráfico Box-Plot para el Circulante, Prueba de Ácido, Prueba Rápida, Endeudamiento Total y Apalancamiento. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Tabla 10
Estadísticos descriptivos

Variable	Estadísticos descriptivos				
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación

estándar

Circulante	951	,507	3,447	1,6484	,789
Prueba de Ácido	951	,189	2,352	1,063	,590
Prueba Rápida	951	,001	1,352	,447	,405
Endeudamiento Total	951	,134	,752	,450	,154
Apalancamiento	951	,013	,703	,287	,160
Pasivo a Largo Plazo / Capital Contable	951	,014	1,206	,454	,332
Veces que se Paga el Interés	951	-5,832	29,305	10,823	9,471
Veces que se Paga la Pérdida	951	-13,369	81,435	31,245	24,448
Cambiaria					
Grado de Apalancamiento Financiero	951	,513	1,733	1,138	,282
Interés a Ventas	951	-,001	,051	,0160	,012
Interés a Utilidad Neta	951	-,383	1,029	,295	,321
Efectivo de Operación a Interés	951	-12,670	32,799	11,108	10,861
Efectivo de Operación a Pérdida	951	-12,670	32,799	21,99	10,892
Cambiaria					
Inv. Inicial	951	,000	19075532,000	6228050,033	5851519,755
Compras	951	2239321,000	166947555,00	49015589,98	49628369,79
			0	4	5
Saldo promedio de Ctas. X pagar	951	144752,000	27195476,500	7425358,025	8288365,458
Días de Pago	951	12,836	99,434	48,556	17,829
Rotación de Inventarios	951	,000	16,102	7,684	3,488
Días de Inventario	951	7,568	127,412	57,450	26,814
Ciclo de Caja	951	-59,505	95,614	8,481	31,455
Diferencia PagoCobro	951	12,836	99,434	48,556	17,829
Rotación del Activo	951	,188	2,079	1,136	,370
Rotación del Activo de Largo Plazo	951	,176	3,479	1,753	,723
Margen de Utilidad Bruta	951	,104	,587	,354	,120
Gastos de Operación	951	,081	,544	,250	,105
Margen de Utilidad en Operación	951	-,039	,248	,103	,0586
Margen de Utilidad Neta	951	-,044	,162	,060	,0433
Rentabilidad del Activo	951	-,045	,179	,065	,0455
Rentabilidad del	951	-,034	,271	,116	,0754
Capital Contable					
Ventas	951	-,046	,077	,017	,0284
Utilidad en Operación	951	-,124	,148	,012	,0690
Utilidad del Ejercicio	951	-,266	,271	,054	,136
Generación de Efectivo	951	-,168	,192	,012	,0947
Activo	951	-,102	,123	,012	,0519
Activo de Largo Plazo	951	-,068	,081	,008	,0342

Pasivo	951	- ,228	,248	,014	,110950
Pasivo de Largo Plazo	951	- ,182	,184	,005	,096
Capital Contable	951	- ,079	,116	,018	,0474
Inversión Operativa	951	1949306,000	195763957,00	64290723,28	63451762,49
			0	5	6
Pasivos sin Costo	951	151568,000	30630826,000	8517297,139	9411850,171
Inversión Operativa Neta	951	1796089,000	153243170,00	53452196,51	50643245,93
			0	4	3
Inversión Operativa Neta Promedio (IONP)	951	2532072,000	154590235,50	53784658,96	50948431,75
			0	6	8
Rendimiento de la IONP (RION)	951	- ,048	,329	,139	,0770
Tasa de Provisiones	951	,093	,493	,292	,0975
RION después de impuestos	951	- ,035	,232	,070	,056012
Riesgo País	951	95,000	291,000	185,334	51,325
TIIE	951	3,293	10,350	6,217	2,065
Costo de Oportunidad	951	4,708	14,485	8,115	2,307
Costo de Oportunidad después de Impuestos	951	,015	,107	,058	,0198
RIONDI Neto	951	- ,085	,172	,041	,0566
Generación Económica Operativa	951	-	10185842,267	2481158,822	3411056,503
		4706370,133			
Activo de Corto Plazo	951	554249,000	54434616,000	18783881,58	16092726,41
				0	9
Pasivo sin Costo	951	151568,000	30630826,000	8517297,139	9411850,171
Capital de Trabajo Operativo	951	-	33214217,000	10662207,00	9233942,111
		2585924,000		7	
Activo de Largo Plazo	951	1423623,000	153669847,00	50185837,73	51347638,83
			0	4	2
Inversión Estratégica	951	1824655,000	177201931,00	60264771,25	57686949,92
			0	1	3
Capital de Deuda	951	244186,000	69835911,000	22407819,02	22711108,22
				8	2
Capital de Aportación	951	1319285,000	80893163,000	32543068,26	27435041,28
				5	9
Capital de Deuda %	951	,076	,743	,367	,150
Capital de Aportación %	951	,257	,924	,633	,150
Utilidad en Operación	951	-	25755687,000	8026199,434	8570453,600
		1537725,000			
Gtos. Depreciación y Amort.	951	-532175,000	7771259,000	2495301,485	2528006,415
Flujo de Efectivo Operativo	951	-836156,000	32461911,000	10435862,88	10835329,53

				5	6
Interés Pagado	951	-7784,000	2811566,000	856864,373	963876,454
Interés Neto	951	-792800,392	2061084,911	613663,225	712577,141
Sobrante de Flujo de \$	951	-	29907426,975	9620813,559	9991048,680
		7039190,644			
Costo de Capital de Aportación (TIIE + T.Riesgo País)	951	123704,165	8175237,325	2835040,775	2673026,887
Flujo de Efectivo Neto	951	-	22199008,594	6743001,021	7548120,697
		8928587,734			
INVESTRAT	951	-,062	,264	,101	,070
N válido (por lista)	951				

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

4.2. Razones financieras

En la figura 10 se muestra un histograma de frecuencias para la razón circulante durante el periodo de estudio de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV. En dicha figura, se observa que la razón circulante presenta un promedio de 1.68 con una desviación estándar de 0.789 y que la mayoría de los valores de dicha razón se encuentran por debajo de la media. Lo anterior significa que la mayoría de las empresas presenta una capacidad de pago para cubrir con sus obligaciones a corto y mediano plazo menor a 1.68.

De igual forma, en la figura 11 se muestra un histograma de frecuencias para prueba de ácido para las mismas empresas y en mismo periodo. En donde, se observa que la prueba de ácido muestra un promedio de 1,062 con una desviación estándar de 0.590 y que la mayoría de los valores de dicha razón se encuentra por debajo de la media.

Del mismo modo, en la figura 12 se muestra el histograma de frecuencias para la prueba rápida durante el periodo de estudio de las empresas del sector de productos

de consumo frecuente que cotiza en la BMV. En dicha figura se observa que la razón circulante promedio es 0.447 con una desviación estándar de 0.405 y que la mayoría de los valores de dicha razón se encuentra por debajo de la media.

De forma similar, en la figura 13 se muestra un histograma de frecuencias para el endeudamiento total durante el periodo de estudio de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV. En dicha figura se observa que la razón circulante promedio es 0.450 con una desviación estándar de 0.154 y que la mayoría de los valores de dicha razón se encuentra por debajo de la media.

Los cuatro histogramas anteriores no son simétricos y manifiestan la presencia de datos atípicos. Dichos datos atípicos deben de recibir un tratamiento especial para tomar una decisión para determinar si se mantienen en el análisis posterior o se eliminan, ya que los resultados finales pueden verse afectados por dichos datos.

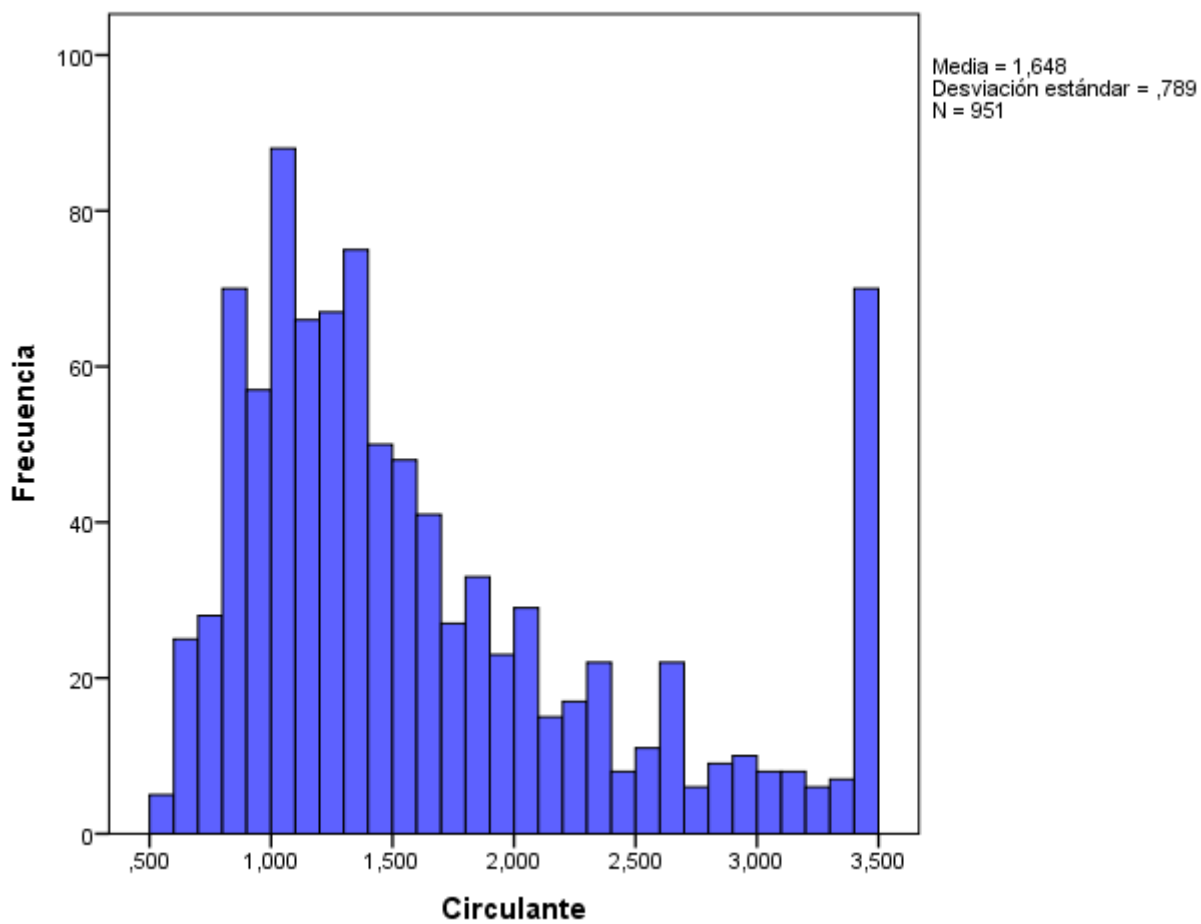


Figura 10. Histograma de frecuencias para la razón circulante. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

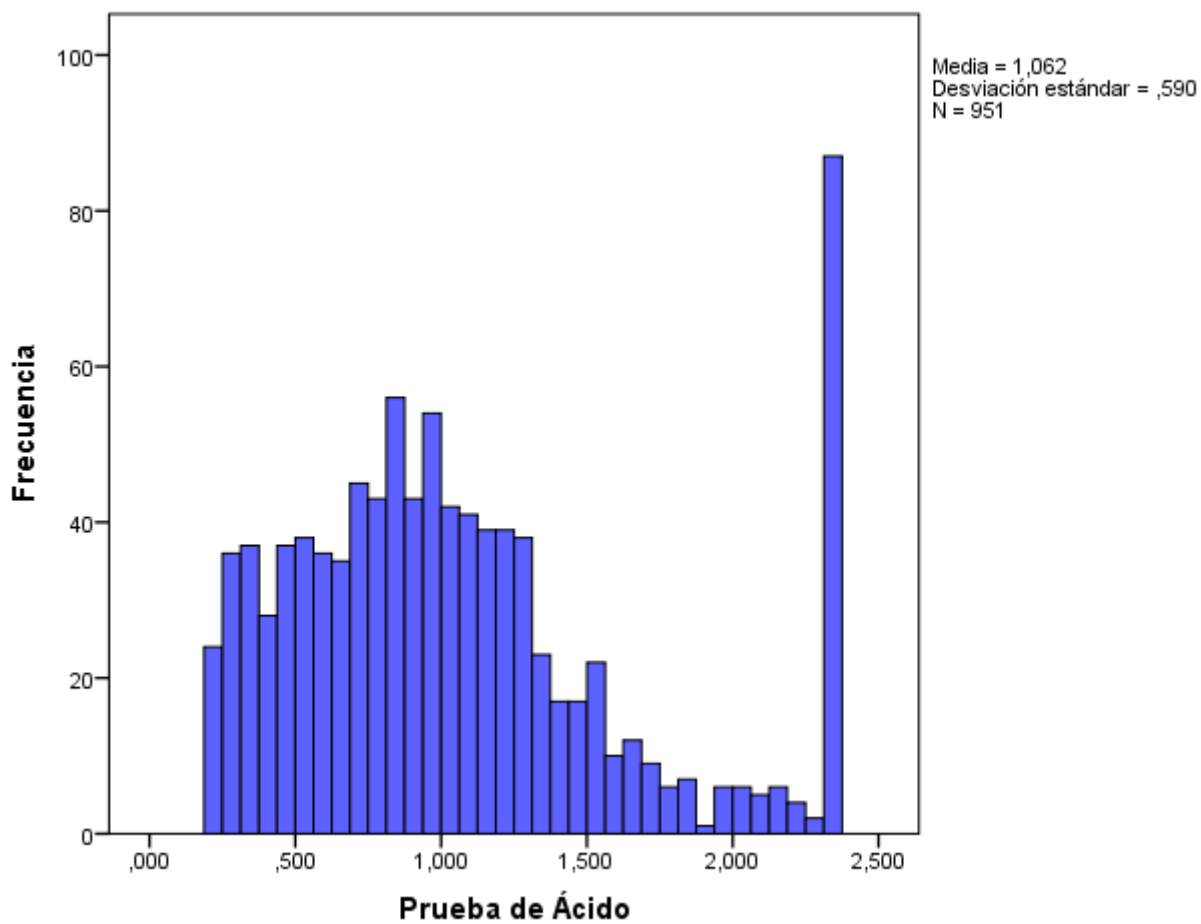


Figura 11. Histograma de frecuencias para la razón Prueba de Ácido. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

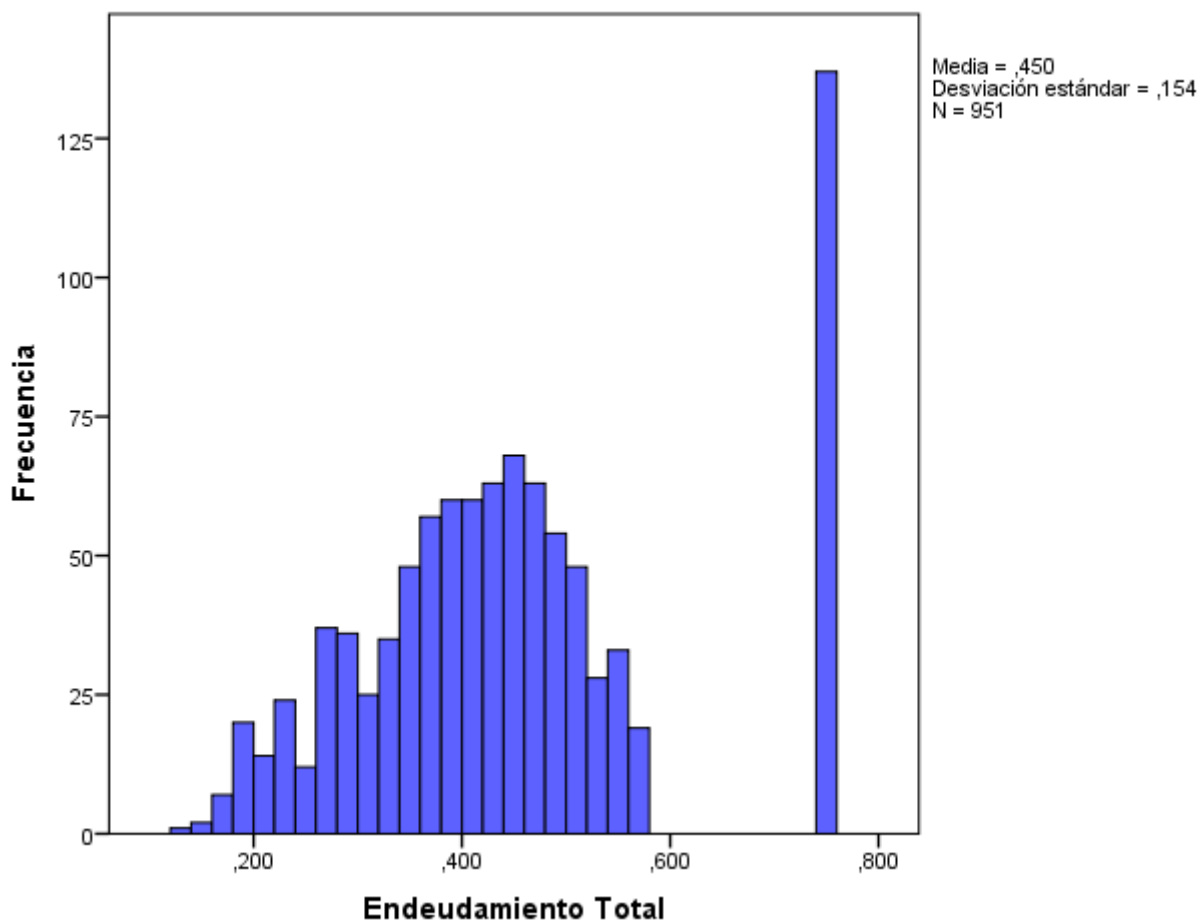


Figura 13. Histograma de frecuencias para la razón Endeudamiento Total. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

En las figuras 14, 15 y 16, se muestran la Razón Circulante, Razón Endeudamiento Total y Rotación del Activo, respectivamente, a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio. En dichas gráficas se puede observar que las empresas BACHOCO Y HERDEZ presentan mayor liquidez y menos endeudamiento total en comparación con el resto de las empresas.

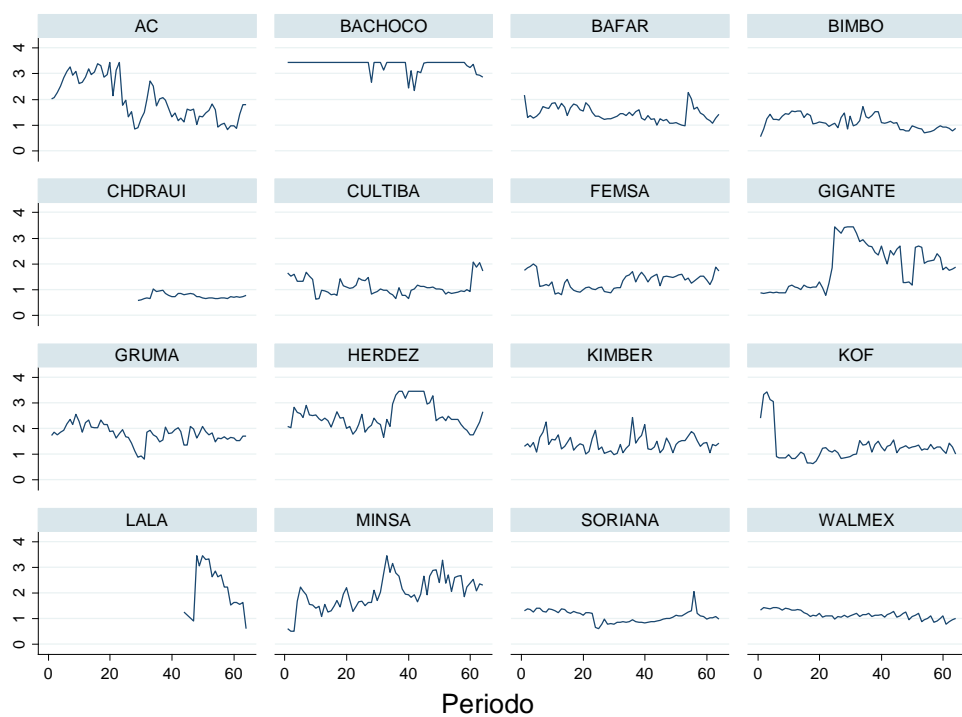


Figura 14. Razón Circulante a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

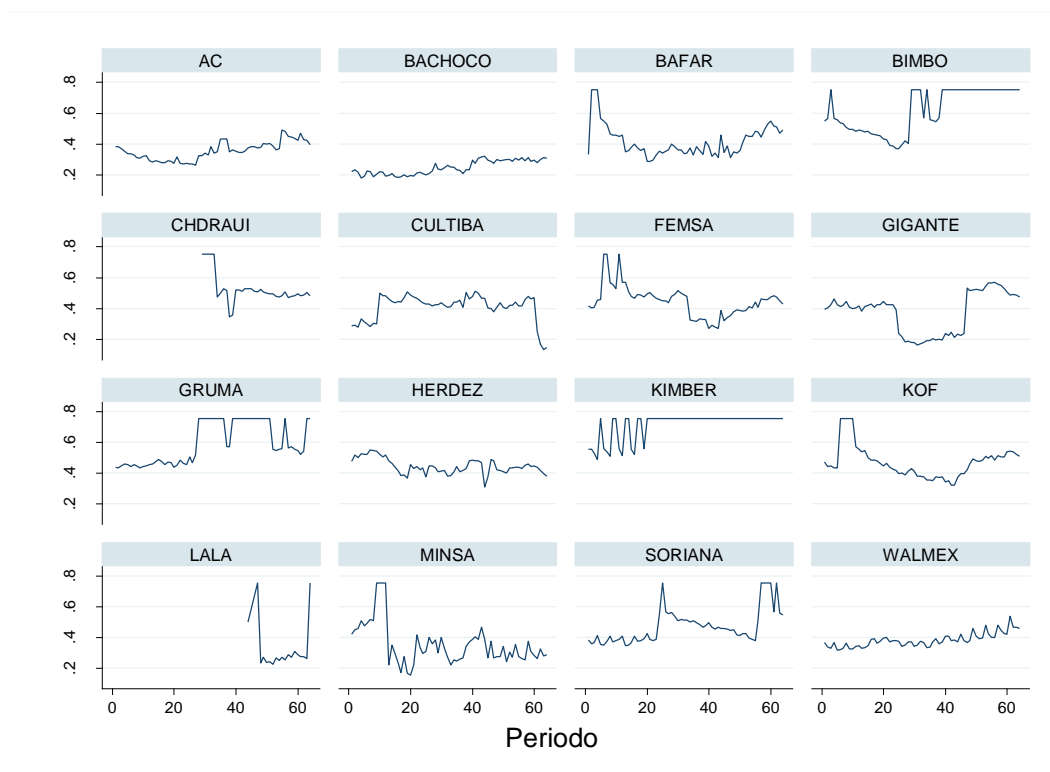


Figura 15. Razón Endeudamiento Total a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio.
Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

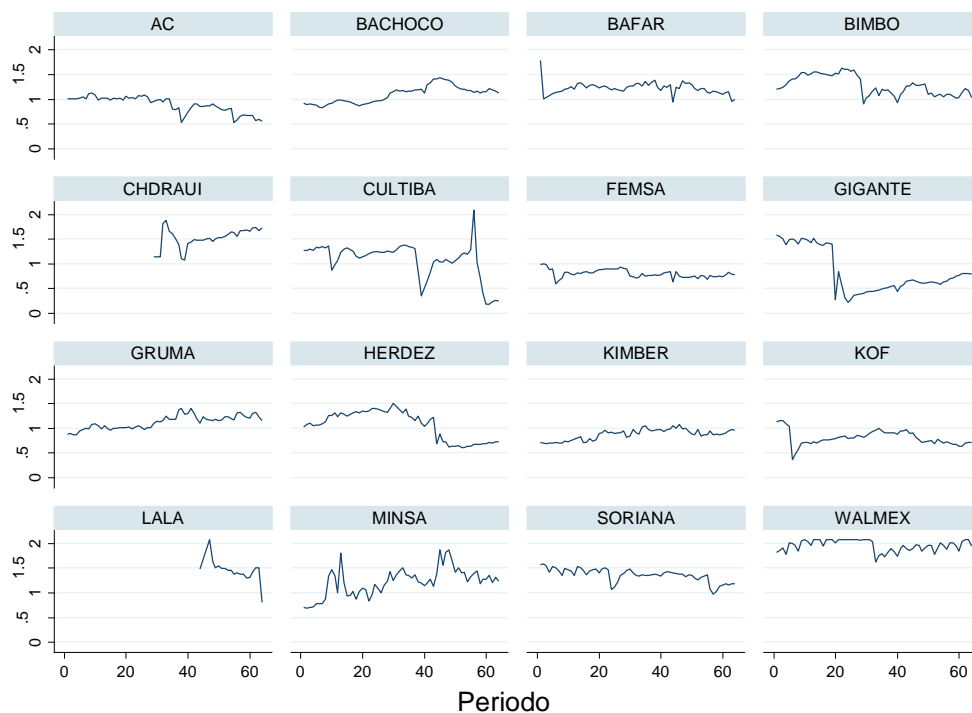


Figura 16. Razón Rotación del Activo a través del tiempo para las diferentes empresas en estudio.
Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

4.3. Análisis Preliminar (ACP)

En el presente trabajo de investigación se desarrolla primeramente un ACP con el objetivo de encontrar “pistas” sobre las variables que se introducirán en las iteraciones que se realizarán en la modelación de las EEG y de las RNA. Partiendo de la matriz de correlaciones, la Tabla 11 muestra las correlaciones entre las tres primeras razones financieras. En dicha tabla se puede observar que la razón de circulante está relacionada positivamente con la prueba de ácido (0.926), pero negativamente con el endeudamiento (-0.486), lo cual significa que a mayor circulante, mayor valor en prueba de ácido y menor endeudamiento.

Continuando con el análisis, en la Tabla 12 se muestra el KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) y la prueba de esfericidad de Bartlett. La prueba de esfericidad de Bartlett, se utiliza para verificar si la matriz de correlaciones es una matriz de identidad, es decir, si

todos los coeficientes de la diagonal son iguales a la unidad y los externos a la diagonal iguales a 0. El índice de KMO se obtiene a partir de la transformación χ^2 del determinante de la matriz de correlaciones y cuanto mayor sea y por tanto menor el grado de significancia, más improbable que la matriz sea una matriz identidad. En este caso, con un valor 120530,134 y un grado de significancia de $p=0,000$ resulta evidente que no se trata de una matriz de identidad. En el supuesto de que no se pudiesen rechazar esta hipótesis, se desaconseja proceder a realizar un análisis factorial con los datos. Para este caso, el determinante de la matriz de correlaciones de estas variables es muy cercano a 0 y el valor del KMO es de 0,897, por tanto se puede considerar como muy bueno y continuar con el análisis factorial.

Tabla 11
Correlaciones de las tres primeras razones financieras

	Puntuación Z (Circulante)	Puntuación Z (Prueba de Ácido)	Puntuación Z (Endeudamiento Total)
Puntuación Z(Circulante)	1.000	0.926	-0.486
Puntuación Z(Prueba de Ácido)	0.926	1.000	-0.385
Puntuación Z(Endeudamiento Total)	-0.486	-0.385	1.000

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

En la Tabla 13 se tiene la matriz anti-imagen de covarianzas y correlaciones entre todas las variables del estudio. Serán los negativos de los coeficientes de correlación parcial entre cada par de variables, neutralizando el efecto de todas las

restantes. Interesan por tanto coeficientes cuanto más pequeños, mejor. En la diagonal de esta misma tabla se tienen los coeficientes MSA (Measures of Sampling Adequacy) que vienen a ser los KMO pero en este caso para cada variable por separado. La interpretación de sus valores es idéntica a la realizada para los KMO.

Tabla 12
Prueba de KMO y Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,897
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	120530,134
	gl	946
	Sig.	,000

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Tabla 13
Matriz anti-imagen para las tres primeras razones financieras

	Puntuación Z (Circulante)	Puntuación Z (Prueba de Ácido)	Puntuación Z (Endeudamiento Total)
Puntuación Z(Circulante)	0.021	-0.21	0.00003
Puntuación Z(Prueba de Ácido)	-0.021	0.025	0.002
Puntuación Z(Endeudamiento Total)	0.00003	0.002	0.045

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

En resumen, tenemos:

- Los coeficientes de correlación de Pearson que en la mayoría de los casos son altamente significativos.

- El determinante de la matriz de correlaciones (9,67E-057) relativamente bajo.
- El índice KMO = 0.897 bastante bueno.
- El resultado de la Prueba de esfericidad de Bartlett con un $\chi^2 = 120530,134$ Y $p = 0,000$.
- Valores muy bajos en las matrices anti-imagen.
- MSA bastantes altos en la diagonal de la matriz de correlaciones anti-imagen.

Lo anterior, lleva a concluir que el análisis factorial que sigue resulta a priori pertinente y puede proporcionarnos conclusiones satisfactorias.

Las comunalidades calculadas para cada una de las variables aparecen en la Tabla 14. Si se utilizan tantos componentes principales como variables, cada variable puede ser explicada por ella misma y por tanto toda la variabilidad de cada variable, que expresada en unidades de desviación estandarizadas es igual a la unidad, explicada a su vez por los factores comunes. Esta es la razón por la que en dicha tabla la comunalidad inicial es igual a la unidad para todas las variables.

Tabla 14
Comunalidades

Variables estandarizadas	Inicial	Extracción
Puntuación Z(Circulante)	1,000	,956
Puntuación Z: Prueba de Ácido	1,000	,950
Puntuación Z: Endeudamiento Total	1,000	,954
Puntuación Z(Apalancamiento)	1,000	,944
Puntuación Z: Pasivo a Largo Plazo / Capital Contable	1,000	,957
Puntuación Z: Inv. Inicial	1,000	,898
Puntuación Z(Compras)	1,000	,958
Puntuación Z: Saldo promedio de Ctas. X pagar	1,000	,930
Puntuación Z: Rotación de Inventarios	1,000	,942
Puntuación Z: Días de Inventario	1,000	,942
Puntuación Z: Ciclo de Caja	1,000	,804
Puntuación Z: Rotación del Activo	1,000	,940

Puntuación Z: Rotación del Activo de Largo Plazo	1,000	,899
Puntuación Z: Margen de Utilidad en Operación	1,000	,948
Puntuación Z(Activo)	1,000	,909
Puntuación Z(Pasivo)	1,000	,913
Puntuación Z: Inversión Operativa	1,000	,985
Puntuación Z: Inversión Operativa Neta	1,000	,980
Puntuación Z: Inversión Operativa Neta Promedio (IONP)	1,000	,967
Puntuación Z: Rendimiento de la IONP (RION)	1,000	,973
Puntuación Z: Tasa de Provisiones	1,000	,969
Puntuación Z: RION después de impuestos	1,000	,947
Puntuación Z(TIIE)	1,000	,962
Puntuación Z: Costo de Oportunidad	1,000	,975
Puntuación Z: Costo de Oportunidad después de Impuestos	1,000	,964
Puntuación Z: RIONDI Neto	1,000	,963
Puntuación Z: Generación Económica Operativa	1,000	,869
Puntuación Z: Activo de Corto Plazo	1,000	,961
Puntuación Z: Pasivo sin Costo	1,000	,945
Puntuación Z: Capital de Trabajo Operativo	1,000	,862
Puntuación Z: Activo de Largo Plazo	1,000	,979
Puntuación Z: Inversión Estratégica	1,000	,986
Puntuación Z: Capital de Deuda	1,000	,957
Puntuación Z: Capital de Aportación	1,000	,954
Puntuación Z: Capital de Aportación %	1,000	,964
Puntuación Z: Utilidad en Operación	1,000	,979
Puntuación Z: Gtos. Depreciación y Amort.	1,000	,952
Puntuación Z: Flujo de Efectivo Operativo	1,000	,981
Puntuación Z: Interés Pagado	1,000	,859
Puntuación Z: Interés Neto	1,000	,830
Puntuación Z: Sobrante de Flujo de \$	1,000	,980
Puntuación Z: Costo de Capital de Aportación (TIIE + T.Riesgo País)	1,000	,968
Puntuación Z: Flujo de Efectivo Neto	1,000	,958
Puntuación Z(INVESTREAT)	1,000	,939

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

4.3.1. Extracción de factores

A continuación se procede con la extracción de los factores. Para ello, se utiliza el método de componentes principales. La determinación del número de factores se realiza utilizando el método de Kaiser, el cual sólo considera factores cuyos autovalores son mayores que 1, ya que son estos los que mayor varianza explican. La utilización del método de Kaiser es debido a que la extracción de los factores se realiza con el método de componentes principales y con variables originales estandarizadas. Los autovalores (o valores propios) expresan la cantidad de varianza total que está explicada por cada factor; y los porcentajes de varianza explicada asociados a cada factor se obtienen dividiendo su correspondiente autovalor por la suma de los autovalores (la cual coincide con el número de variables). En la Tabla 15 se recogen los autovalores, la proporción de varianza explicada y la proporción acumulada de varianza explicada, por cada factor. En la misma tabla aparecen los 9 primeros factores incluidos en el modelo, mismos que son capaces de explicar exactamente un 94.220% de la variabilidad total, lo que puede interpretarse como un porcentaje muy bueno.

Tabla 15
Varianza total explicada

Componente	Autovalor	% de varianza explicada	% acumulado de varianza explicada
1	19.782	44.960	44.960
2	5.336	12.128	57.088
3	4.700	10.681	67.769
4	2.818	6.405	74.174
5	2.729	6.202	80.376
6	2.092	4.755	85.131
7	1.652	3.754	88.885
8	1.279	2.908	91.793
9	1.068	2.428	94.220

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

En la Figura 17 se muestra el gráfico de sedimentación, en el cual se muestran los autovalores ordenados de mayor a menor: el primer autovalor es el mayor de los posibles, el segundo autovalor es el mayor de los restantes, y así sucesivamente. Si un autovalor se aproxima a cero, esto significa que el factor correspondiente a ese autovalor es incapaz de explicar una cantidad relevante de la varianza total. Por tanto, un factor al que corresponde un autovalor próximo a cero se considera un factor residual y carente de sentido en el análisis.

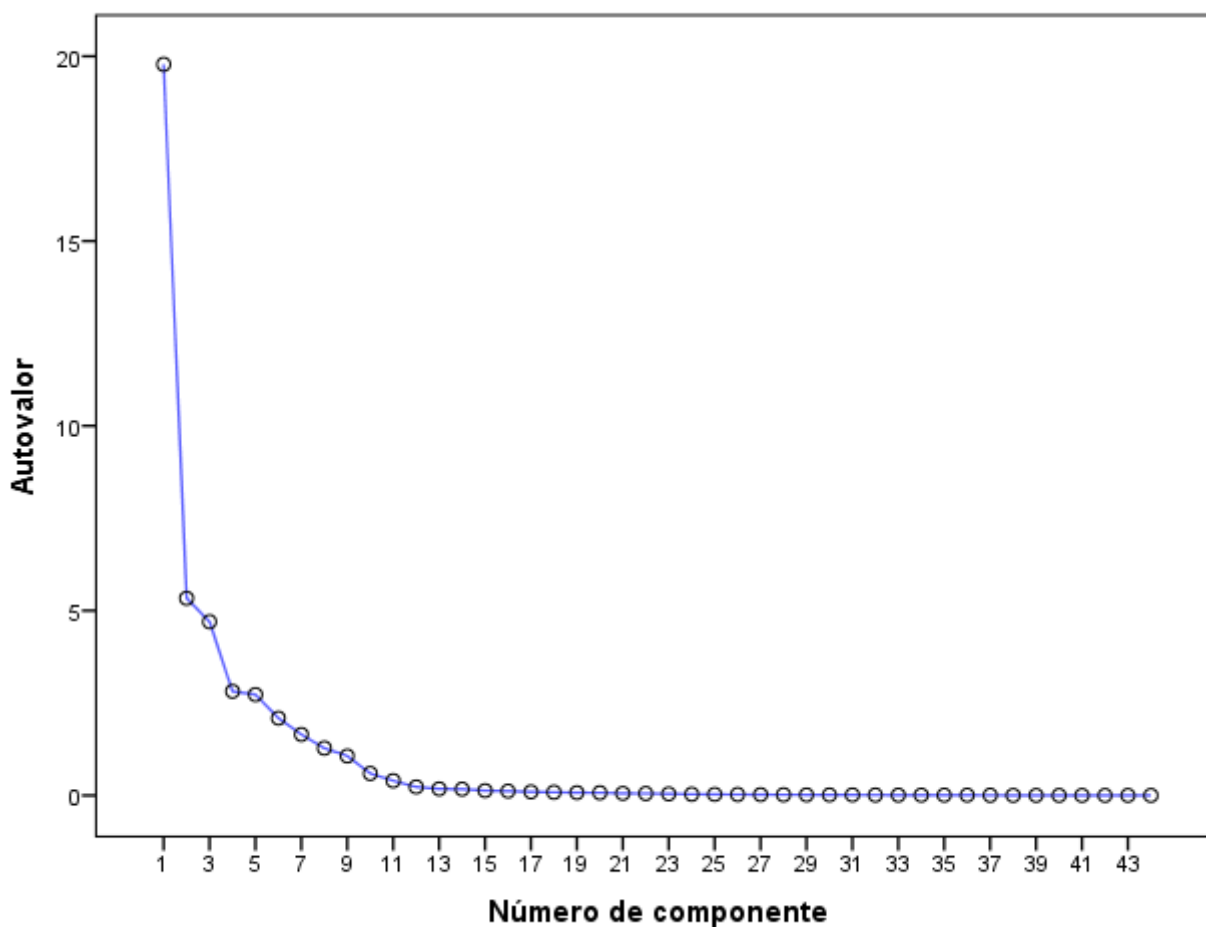


Figura 17. Gráfico de sedimentación. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

En la Tabla 16 se tiene la matriz de componente, en donde se muestran los coeficientes utilizados para expresar cada variable estandarizada en términos de los 9 factores del modelo.

Estos coeficientes se conocen también con el nombre de pesos factoriales, cargas, ponderaciones factoriales o saturaciones factoriales ya que indican la carga de cada variable en cada factor, de modo que los factores con unos pesos factoriales más elevados en términos absolutos indican una relación estrecha con las variables.

Lo ideal desde el punto de vista del análisis factorial es encontrar un modelo en el que todas las variables saturan en algún factor, es decir, pesos factoriales altos en uno y bajos en el resto. Por ejemplo, la variable “Inversión Operativa” tiene elevada carga factorial en el primero de los factores y mucho más pequeña en los factores restantes. De este modo, se puede expresar dicha variable como:

$$\text{Inversión Operativa} = 0,977F_1 - 0,114F_2 - 0,109F_3 + 0,066F_4 - 0,029F_5 + 0,020F_6 + 0,020F_7 + 0,007F_8 + 0,003F_9$$

Donde $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8, F_9$ son los nueve factores del modelo.

Para determinar en qué medida los nueve factores son capaces de explicar las variables originales, se puede sumar la proporción de varianza de la variable explicada por cada uno de ellos (es decir, los coeficientes al cuadrado) y de este modo obtener las comunalidades que aparecen en la Tabla 14. Tomemos de nuevo la variable Inversión Operativa y calculemos esta sumatoria:

$$\begin{aligned} \text{Inversión Operativa} = \\ 0,977^2 + 0,114^2 + 0,109^2 + 0,066^2 + 0,029^2 + 0,020^2 + 0,020^2 + 0,007^2 + 0,003^2 = 0,985 \end{aligned}$$

El 98.5% de la variabilidad de la variable Inversión Operativa es explicada por los 9 factores del modelo, en tanto que por ejemplo en la variable “Ciclo de Caja” los mismos únicamente explican en torno al 80.4%. Se insiste en que esta proporción de la variabilidad de cada variable explicada por los factores del modelo es lo que se conoce con el nombre de comunalidad de la variable, la cual oscila entre 0 y 1, y la parte de varianza no explicada por el modelo factorial, es decir, 1-comunalidad, es lo que se conoce con el nombre de factor único o unicidad.

Tabla 16
Matriz de componente

Variables estandarizadas	Componente								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ZCirculante	-,455	-,053	,337	,645	-,115	-,153	,142	,108	,386
Z Prueba de Ácido	-,326	,130	,309	,684	-,063	-,316	-,015	,083	,390
Z Endeudamiento Total	,270	,709	-,294	-,405	-,053	,285	,130	-,078	,147
ZApalancamiento	,240	,828	-,331	-,117	-,027	,140	,153	-,023	,179
ZPasivo a Largo Plazo / Capital Contable	,235	,824	-,334	-,124	-,038	,135	,162	-,034	,224
Z Inv. Inicial	,746	-,401	,078	-,113	-,080	,312	,227	-,080	,022
ZCompras	,884	-,339	,100	-,158	-,018	,103	,081	-,025	,092
ZSaldo promedio de Ctas. X pagar	,846	-,360	,078	-,194	-,026	,146	,121	-,073	-,019
ZRotación de Inventarios	,442	,167	-,062	-,324	,178	-,568	-,420	,089	,268
ZDías de Inventario	-,483	-,139	-,072	,370	-,257	,548	,403	-,021	-,132
ZCiclo de Caja	-,555	-,157	,086	,404	-,203	,390	,266	,087	,172
Z Rotación del Activo	,052	-,399	,459	-,681	,045	,063	,082	,094	,286
ZRotación del Activo de Largo Plazo	-,150	-,317	,614	-,421	-,107	,114	,142	,085	,413
ZMargen de Utilidad en Operación	,187	,704	,391	,372	,207	-,008	,060	-,008	-,281
ZActivo	,108	,045	,089	,177	-,086	,563	-,722	,057	,082
ZPasivo	,085	,076	,051	,122	-,133	,618	-,689	,050	,084
ZInversión Operativa	,977	-,114	-,109	,066	-,029	,020	,020	,007	,003
ZInversión Operativa Neta	,973	-,077	-,135	,089	-,027	-,002	,010	,020	-,001
ZInversión Operativa Neta Promedio (IONP)	,964	-,088	-,144	,075	-,020	-,032	,040	,017	-,003

ZRendimiento de la IONP (RION)	,219	,472	,803	,011	,222	,061	,031	,018	-,046
ZTasa de Provisiones	,138	,236	-,005	-,129	-,171	,024	,086	,908	-,125
ZRION después de impuestos	,169	,394	,787	,038	,277	,062	,018	-,249	,000
Z(TIIE)	-,182	-,085	-,127	,051	,885	,195	,084	,272	,021
ZCosto de Oportunidad	-,178	-,073	-,146	,050	,880	,220	,088	,285	,046
ZCosto de Oportunidad después de Impuestos	-,240	-,190	-,141	,106	,825	,139	,000	-,344	,144
ZRIONDI Neto	,252	,453	,825	-,025	-,054	-,014	,003	-,050	-,081
ZGeneración Económica Operativa	,819	,072	,406	,057	-,054	-,058	-,026	-,045	-,131
ZActivo de Corto Plazo	,942	-,162	,097	,079	-,051	,101	,065	-,023	,122
ZPasivo sin Costo	,887	-,315	,072	-,145	-,035	,148	,074	-,067	-,015
ZCapital de Trabajo Operativo	,829	-,001	,100	,316	-,084	,025	,051	,003	,233
ZActivo de Largo Plazo	,973	-,100	-,122	,078	-,012	-,013	-,006	,015	-,024
ZInversión Estratégica	,978	-,079	-,096	,111	-,020	-,008	,001	,020	,016
ZCapital de Deuda	,921	,170	-,248	,105	-,047	,017	,034	-,003	,056
ZCapital de Aportación	,938	-,238	-,010	,108	,030	-,034	-,032	,044	-,037
ZCapital de Aportación %	-,187	-,823	,345	,225	,059	-,202	-,120	,052	-,141
ZUtilidad en Operación	,972	-,014	,120	,109	,078	-,013	,019	,001	-,028
ZGtos. Depreciación y Amort.	,968	-,067	-,044	,045	,025	-,026	,000	,062	,032
ZFlujo de Efectivo Operativo	,980	-,021	,083	,092	,071	-,016	,013	,019	-,014
ZInterés Pagado	,707	,336	-,432	,199	,027	-,124	-,006	,043	,041
ZInterés Neto	,687	,304	-,441	,198	,054	-,121	-,008	-,082	,084
ZSobrante de Flujo de \$,976	-,029	,110	,086	,066	-,017	,008	,040	-,030
ZCosto de Capital de Aportación (TIIE + T.Riesgo País)	,909	-,279	,017	,140	,193	,033	,006	,072	-,026
ZFlujo de Efectivo Neto	,962	,058	,151	,056	,010	-,033	,010	,028	-,035
ZINVESTRA	,291	,540	,712	-,170	,037	,044	,026	,075	-,133

Método de extracción: análisis de componentes principales.

a. 9 componentes extraídos.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

4.3.2 Rotación de los factores

Las correlaciones de las variables con los 9 factores extraídos sin rotar se muestran en la Tabla 16. En dicha tabla se observa que la correlación de algunas de las variables, como “Ciclo de caja”, es alta con más de uno de los factores, lo cual no facilita la interpretación de dichos factores. Por ello, se aplica la rotación VARIMAX a

los factores encontrados y los resultados de las correlaciones de los factores con las variables se muestran en la Tabla 17.

Tabla 17
Matriz de componente rotado^a

	Componente								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ZCirculante	-,304	,100	-,250	,006	-,025	-,251	,851	-,047	-,006
ZPrueba de Ácido	-,241	,184	-,162	-,154	-,050	-,010	,897	-,014	-,023
ZEndeudamiento Total	,083	,103	,923	,045	-,045	,048	-,273	,050	,033
ZApalancamiento	,067	,129	,938	-,183	-,018	,060	-,014	-,009	,071
ZPasivo a Largo Plazo / Capital Contable	,065	,113	,953	-,153	-,026	,065	,011	-,014	,054
ZInv. Inicial	,825	-,040	-,061	,313	-,041	-,238	-,227	,006	-,071
Z(Compras)	,912	,003	-,055	,295	-,048	,059	-,172	,005	-,033
ZSaldo promedio de Ctas. X pagar	,875	-,001	-,076	,267	-,057	-,013	-,284	-,024	-,055
ZRotación de Inventarios	,273	,007	,142	,056	-,020	,917	,032	-,012	,047
ZDías de Inventario	-,306	-,156	-,047	-,063	-,012	-,898	,092	,043	,005
ZCiclo de Caja	-,374	-,122	-,110	,104	,032	-,678	,391	,107	,028
ZRotación del Activo	,057	,096	-,200	,902	,031	,151	-,214	-,066	,038
ZRotación del Activo de Largo Plazo	-,103	,194	-,207	,889	-,073	-,050	,095	-,014	,020
ZMargen de Utilidad en Operación	,067	,802	,230	-,463	,080	-,045	,138	-,014	,075
ZActivo	,085	,067	-,015	-,042	-,003	-,022	,007	,946	-,001
ZPasivo	,054	,041	,054	-,013	-,033	-,067	-,038	,948	,009
ZInversión Operativa	,972	-,024	,095	-,069	-,065	,109	-,091	,024	,027
ZInversión Operativa Neta	,962	-,028	,119	-,112	-,064	,127	-,073	,022	,043
ZInversión Operativa Neta Promedio (IONP)	,955	-,040	,114	-,106	-,061	,134	-,077	-,023	,040
ZRendimiento de la IONP (RION)	,102	,960	,068	,128	,073	,053	,090	,046	,051
ZTasa de Provisiones	,073	,054	,157	,031	,006	,023	-,016	,006	,967
ZRION después de impuestos	,074	,923	,031	,129	,082	,039	,088	,037	-,235
Z(TIIE)	-,110	-,020	-,049	-,022	,970	-,008	-,031	-,024	,068
ZCosto de Oportunidad	-,105	-,036	-,017	-,012	,977	-,019	-,023	-,009	,077

ZCosto de Oportunidad después de Impuestos	-,148	-,083	-,088	-,028	,788	,010	,002	-,011	-,553
ZRIONDI Neto	,118	,930	,042	,137	-,226	,059	,070	,039	,047
ZGeneración Económica Operativa	,753	,488	-,051	-,016	-,198	,132	-,058	,022	,026
ZActivo de Corto Plazo	,964	,090	,045	,110	-,076	,020	,011	,061	-,026
ZPasivo sin Costo	,908	,018	-,052	,215	-,069	,008	-,254	,023	-,049
ZCapital de Trabajo Operativo	,856	,131	,114	-,029	-,096	,012	,286	,079	-,018
Z Activo de Largo Plazo	,962	-,021	,085	-,112	-,058	,142	-,096	,022	,037
ZInversión Estratégica	,970	,001	,101	-,103	-,062	,132	-,042	,032	,036
ZCapital de Deuda	,868	-,017	,368	-,205	-,076	,130	-,028	,026	,041
ZCapital de Aportación	,957	,005	-,092	-,057	-,019	,139	-,066	,029	,038
ZCapital de Aportación %	,000	-,110	-,953	,134	,047	-,049	,126	-,033	-,058
ZUtilidad en Operación	,946	,237	,049	-,068	-,009	,139	-,039	,010	,018
ZGtos. Depreciación y Amort.	,947	,046	,098	-,042	-,025	,181	-,056	,017	,071
ZFlujo de Efectivo Operativo	,953	,197	,066	-,063	-,008	,154	-,044	,013	,034
ZInterés Pagado	,632	-,099	,458	-,424	-,002	,223	,063	-,028	,078
ZInterés Neto	,621	-,120	,457	-,404	,005	,223	,066	-,034	-,059
Z Sobrante de Flujo de \$,948	,216	,042	-,053	-,013	,153	-,051	,016	,056
Z Costo de Capital de Aportación (TIIE T.Riesgo País)	,954	,033	-,128	-,034	,161	,092	-,055	,030	,024
Z Flujo de Efectivo Neto	,909	,279	,094	-,049	-,085	,166	-,054	,010	,069
Z(INVESTSTRAT)	,122	,901	,175	,140	-,111	,100	-,078	,028	,181

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 6 iteraciones.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Los resultados anteriores permiten postular que son 9 componentes principales los que determinan el nivel de desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotizan en la BMV y que deberían de tomarse en cuenta a la hora de evaluar dichas empresas. Estos están representados por los nueve primeros factores que pueden nombrarse de la forma que se muestra en la Tabla 18.

Estos mismos resultados se observan de forma tridimensional en la Figura 18 de la solución rotada VARIMAX y los 3 primeros componentes principales.

Tabla 18
Matriz factorial

Factor	Nombre del factor	Variables
1	Inversión	Inversión Inicial, Inversión Operativa, Inversión Operativa Neta, Inversión Operativa Neta Promedio (IONP), Inversión Estratégica.
2	RION	Margen de Utilidad en Operación, Rendimiento de la IONP (RION), RION después de Impuestos, RIONDI Neto, INVESTRAT.
3	Endeudamiento	Endeudamiento Total, Apalancamiento, Pasivo a Largo Plazo/Capital Contable, Capital de Aportación.
4	Rotación del Activo	Rotación del Activo, Rotación del Activo de Largo Plazo.
5	Costo de Oportunidad	TIIIE, Costo de Oportunidad, Costo de Oportunidad después de Impuestos.
6	Eficiencia	Rotación de Inventarios, Días de Inventarios, Ciclo de Caja
7	Liquidez	Circulante, Prueba de Ácido.
8	Crecimiento	Activo, Pasivo.
9	Tasa de Provisiones	Tasa de Provisiones.

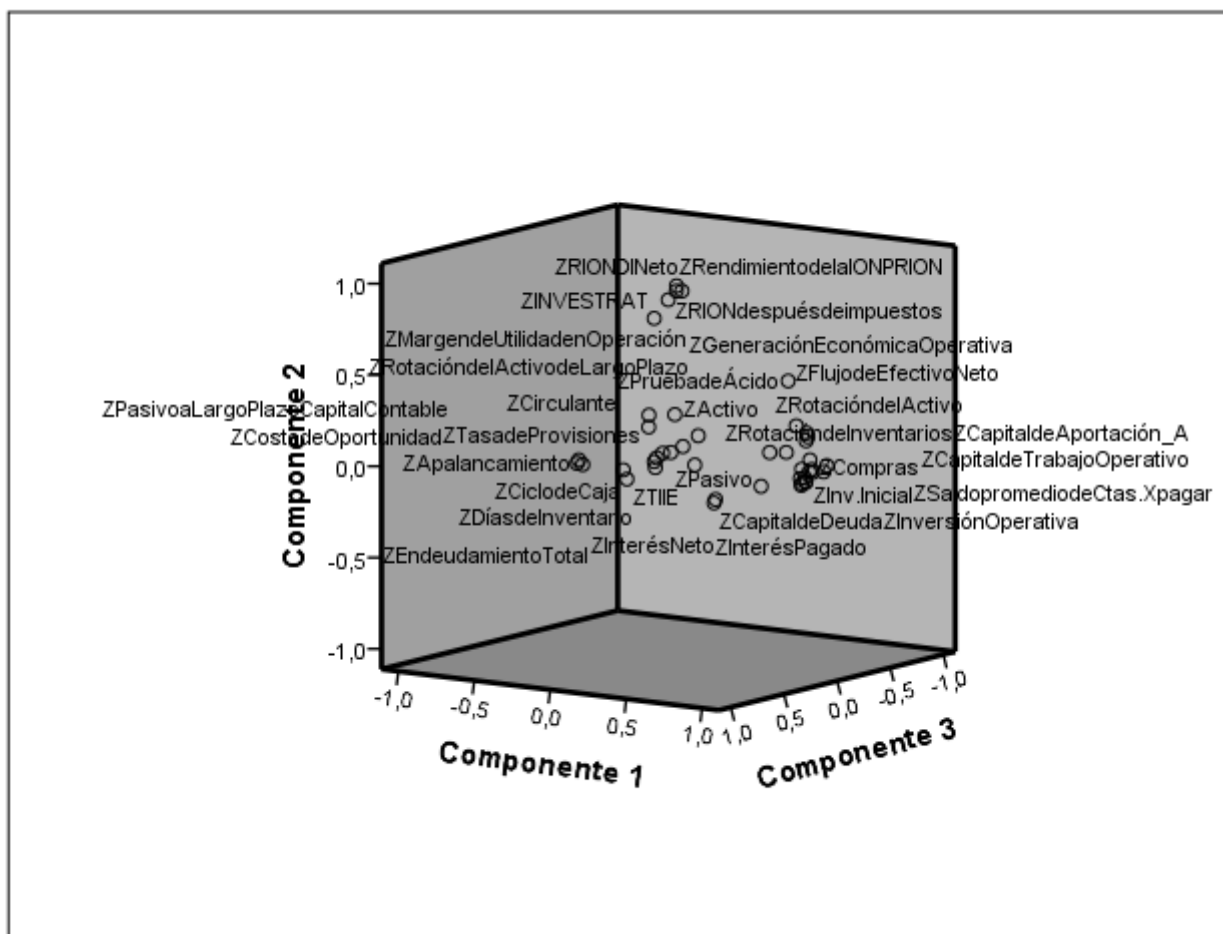


Figura 18. Gráfico de componentes en espacio rotado. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Una vez que se ha realizado el ACP, se cuenta con algunas “pistas” de las variables independientes que podrían formar parte del modelo sin perder información del resto de las mismas. Para ello, basta recordar que para los GEE hay que especificar los siguientes puntos:

1. La elección de la función de enlace.
2. La distribución de la variable dependiente.
3. La estructura de correlación de la variable dependiente.

Para el presente estudio y después de haber analizado tanto la variable respuesta como las variables independientes, se propone un primer modelo:

- 1) Función de enlace: Log-Log.
- 2) Distribución de la variable dependiente: Binomial.
- 3) Estructura de correlación: no estructurada.

Después de realizar algunas pruebas, se presentan los dos escenarios que mejor ajustan al modelo de EEG bajo los supuestos mencionados y los datos utilizados en las siguientes secciones.

4.4. Resultados: Predicción del desempeño financiero mediante el análisis de datos de panel.

4.4.1. Modelo de Efectos Fijos

En la Tabla 19 se puede observar la salida de STATA para el modelo de efectos fijos. En donde se puede observar un valor de F igual a 98.08 con un probabilidad de 0.0000, lo cual implica que es significativa y se rechaza la hipótesis nula de que todos los estimadores de este modelo son cero.

Tabla 19
Modelo de Efectos Fijos

Fixed-effects (within) regression		Number of obs = 951			
Group variable: Desempeño		Number of groups = 3			
R-sq: within = 0.4848		Obs per group: min = 36			
Between = 0.9912		avg = 317.0			
Overall = 0.4900		max = 787			
		F(9,939) = 98.18			
Corr (u _i , X _b) = 0.0965		Prob > F = 0.00			
Periodo	Coef.	Std. Err.	t	p> t	[95% Conf. Interval]

F_Inversión	3.904	0.432	9.03	0.00	3.056	4.752
F_RION	-0.413	0.454	-0.91	0.364	-1.305	0.479
F_Endeudamiento	1.298	0.433	2.99	0.003	0.447	2.149
F_RotaciondelActivo	0.186	0.433	0.43	0.668	-0.665	1.037
F_CostodeOportunidad	-11.847	0.435	-27.19	0.000	-12.702	-10.992
F_Eficiencia	-1.089	0.450	-2.42	0.016	-1.974	-0.204
F_Liquidez	0.678	0.481	1.41	0.159	-0.265	1.622
F_Crecimiento	0.244	0.429	0.57	0.570	-0.599	1.088
F_TasadeProvisiones	-2.378	0.430	-5.52	0.000	-3.224	-1.533
_Cons	33.477	0.429	77.97	0.000	32.634	34.320
Sigma_u	4.039					
Sigma_e	13.241					
rho	0.085		(fraction of variance due to u_i)			

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

4.4.2. Modelo de Efectos Aleatorios

Teniendo en cuenta que el modelo de efectos fijos no estaría considerando el efecto de variables invariantes en el tiempo, se consideran mejores las estimaciones obtenidas mediante el modelo de efectos aleatorios corregido para evitar autocorrelación y el problema de poseer un panel desbalanceado.

El resultado se presenta en la Tabla 20, en donde se observa que la mayoría de las variables son significativas al 1% a excepción de la variable "F_Crecimiento".

Tabla 20
Modelo de Efectos Aleatorios

Random-effects GLS regression				Number of obs = 951		
Group variable: Periodo				Number of groups = 64		
R-sq: within = 0.2979				Obs per group: min = 14		
Between = 0.4154				avg = 14.9		
Overall = 0.2980				max = 16		
				Wald chi2 (9) = 399.37		
Corr (u_i, X) = 0 (assumed)				Prob > chi2 = 0.00		
Desempeño Financiero	Coef.	Std. Err.	z	p> z	[95% Conf. Interval]	
F_Inversión	0.045	0.013	3.38	0.00	0.019	0.072
F_RION	0.124	0.013	9.23	0.00	0.097	0.150
F_Endeudamiento	0.042	0.013	3.17	0.00	0.016	0.068
F_RotaciondelActivo	-0.040	0.013	-3.00	0.00	-0.066	-0.014
F_CostodeOportunidad	0.060	0.013	4.49	0.00	0.034	0.086
F_Eficiencia	0.058	0.013	4.34	0.00	0.032	0.085
F_Liquidez	0.207	0.013	15.47	0.00	0.181	0.234
F_Crecimiento	0.013	0.013	1.00	0.317	-0.012	0.039
F_TasadeProvisiones	0.027	0.013	2.07	0.038	0.001	0.054
_Cons	2.789	0.013	207.71	0.00	2.763	2.816
	Sigma_u	0				
	Sigma_e	0.425				
	rho	0	(fraction of variance due to u_i)			

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

De esta última salida puede inferirse lo siguiente:

- Los factores INVERSIÓN, RION, Endeudamiento, Costo de Oportunidad, Eficiencia, Liquidez y Tasa de Provisiones muestran un resultado consistente con el desempeño financiero de las empresas en estudio debido a que manifiestan una relación positiva.
- El factor “Rotación del Activo” muestra un resultado negativo, lo cual indica que a medida que el porcentaje de la rotación del activo de la empresa aumenta un 1%, el nivel de desempeño financiero caería en un 0.4027%.

4.5. Resultados: Predicción del desempeño financiero, mediante Redes Neuronales Artificiales (RNA).

A continuación se realiza un análisis mediante RNA que permita predecir, a partir del resto de los factores obtenidos en el ACP, la pertenencia de cada observación anual a uno u otro grupo (bajo, medio y alto desempeño financiero).

La Tabla 21 muestra el resumen del procesamiento de los casos, en donde se puede observar que se asignaron 581 casos a la muestra de entrenamiento, 272 a la muestra de prueba y 98 a la muestra reservada.

Tabla 21
Resumen del procesamiento de los casos

	N	Porcentaje	
Ejemplo	Entrenamiento	581	61,1%
	Pruebas	272	28,6%
	Reserva	98	10,3%
Válido	951	100,0%	
Excluido	0		
Total	951		

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

La Tabla 22 muestra información sobre la red neuronal y resulta útil para garantizar que las especificaciones son correctas. En la misma tabla se puede observar que:

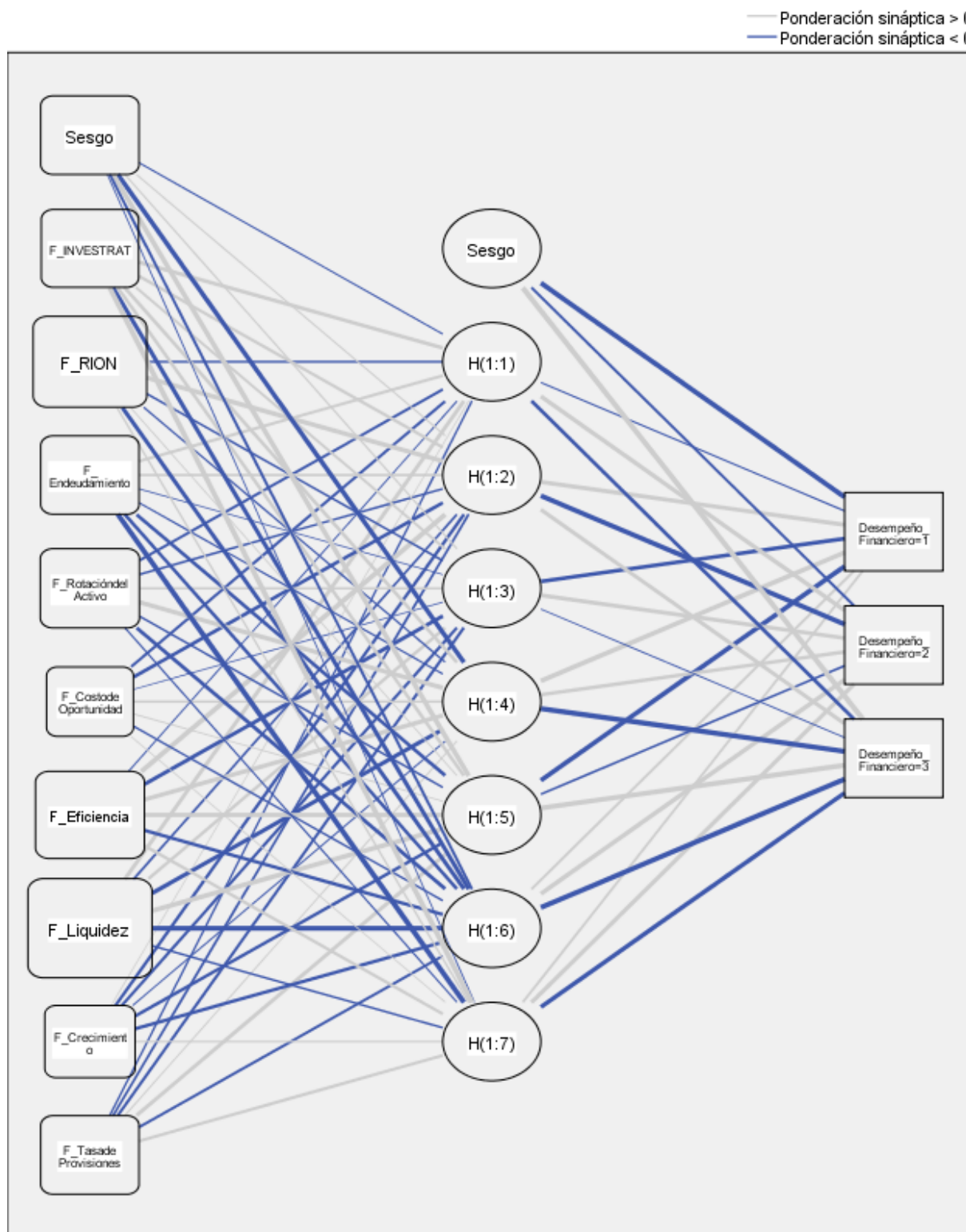
1. El número de unidades en la capa de entrada es el número de covariables más el número total de niveles de factor. Se crea una unidad independiente para cada categoría de desempeño financiero y ninguna de las categorías se considera como una unidad “redundante”, como es habitual en muchos procedimientos de creación de modelos.
2. De igual manera, se crea una unidad de resultado independiente para cada categoría de desempeño financiero, para un total de tres unidades (bajo, medio y alto) en la capa de resultados (Ver figura 19).
3. La selección de arquitectura automática ha elegido 7 unidades en la capa oculta.
4. El resto de la información de red se toma por defecto para el procedimiento.

Tabla 22
Información sobre la red

Capas			
		1	F_INVERSIÓN
		2	F_RION
		3	F_Edeudamiento
		4	F_Rotación del Activo
Capa de entrada	Covariables	5	F_Costo de Oportunidad
		6	F_Eficiencia
		7	F_liquidez
		8	F_Crecimiento
		9	F_Tasa de

			Provisiones	
	Número de unidades ^a			9
	Método de cambio de escala para las covariables		Ninguna	
	Número de capas ocultas			1
Capas ocultas	Número de unidades en la capa oculta 1 ^a			7
	Función de activación		Tangente hiperbólica	
	Variables dependientes	1	Desempeño financiero	
Capa de salida	Número de unidades			3
	Función de activación		Softmax	
	Función de error		Entropía cruzada	

a. Se excluye la unidad de sesgo



Función de activación de capa oculta: Tangente hiperbólica

Función de activación de capa de salida: Softmax

Figura 19. Diagrama de red. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

La Tabla 23 muestra información sobre los resultados de entrenar y aplicar la red final a la muestra reservada. En dicho cuadro se puede observar que:

1. El error de entropía cruzada se muestra porque la capa de resultados usa la función de activación softmax. Ésta es la función de error que la red intenta minimizar durante el entrenamiento.

2. El porcentaje de pronósticos incorrectos se toma de la tabla de clasificación, y se discutirá más adelante en ese tema.

3. El algoritmo de estimación se ha detenido ya que se ha alcanzado el número máximo de épocas. Lo ideal es que el entrenamiento se detenga, puesto que el error ha convergido. Esto plantea cuestiones sobre si se ha producido algún error durante el entrenamiento, y se debe tener en cuenta al realizar una inspección adicional de los resultados.

Tabla 23
Resumen del modelo

	Error de entropía cruzada	16,786
Entrenamien o	Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,5%
	Regla de parada utilizada	1 paso(s) consecutivo(s) sin disminución del error ^a
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00,19
Pruebas	Error de entropía cruzada	20,699
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	2,6%
Reserva	Porcentaje de pronósticos incorrectos	7,1%

Variable dependiente: Desempeño financiero

a. Los cálculos de error se basan en la muestra de comprobación.

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

La Tabla 24 muestra los resultados prácticos de la utilización de la red. Para cada caso, la respuesta pronosticada es Alto desempeño financiero si la probabilidad pronosticada de ese caso es mayor que 0.5. Para cada muestra:

1. Las casillas de la diagonal de la clasificación conjunta de los casos son los pronósticos correctos.
2. Las casillas fuera de la diagonal de la clasificación conjunta de los casos son los pronósticos incorrectos.

Tabla 24
Clasificación

Ejemplo	Observado	Pronosticado			Porcentaje correcto
		Bajo	Medio	Alto	
Entrenamiento	Bajo	18	2	0	90,0%
	Medio	0	67	1	98,5%
	Alto	0	0	493	100,0%
	Porcentaje global	3,1%	11,9%	85,0%	99,5%
Pruebas	Bajo	11	1	0	91,7%
	Medio	1	38	2	92,7%
	Alto	0	3	216	98,6%
	Porcentaje global	4,4%	15,4%	80,1%	97,4%
Reserva	Bajo	3	1	0	75,0%
	Medio	0	16	3	84,2%
	Alto	0	3	72	96,0%
	Porcentaje global	3,1%	20,4%	76,5%	92,9%

Variable dependiente: Desempeño financiero

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

La Tabla 25 muestra la importancia de una variable independiente, la cual es una medida que indica cuanto cambia el valor pronosticado por el modelo de la red para diferentes valores de la variable independiente. La importancia normalizada es el

resultado de los valores de importancia divididos por los valores de importancia mayores expresados como porcentajes.

En la Figura 20 se muestra la importancia normalizada de las variables independientes en forma descendente. Parece que las variables relacionadas con Liquidez, RION y Eficiencia tienen el efecto mayor sobre la discriminación entre empresas con bajo, medio y alto desempeño financiero; lo que no se puede saber es la “dirección” de las relaciones entre estas variables y la probabilidad pronosticada de tener una empresa con bajo, medio y alto desempeño financiero.

Tabla 25
Importancia de las variables independientes

Importancia de las variables independientes	Importancia	Importancia normalizada
F_Liquidez	,094	48,4%
F_RION	,155	79,8%
F_Eficiencia	,098	50,1%
F_Rotación del Activo	,101	51,7%
F_Tasa de Provisiones	,055	28,1%
F_Endeudamiento	,138	70,8%
F_Inversión	,195	100,0%
F_Crecimiento	,067	34,7%
F_Costo de Oportunidad	,098	50,1%

Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

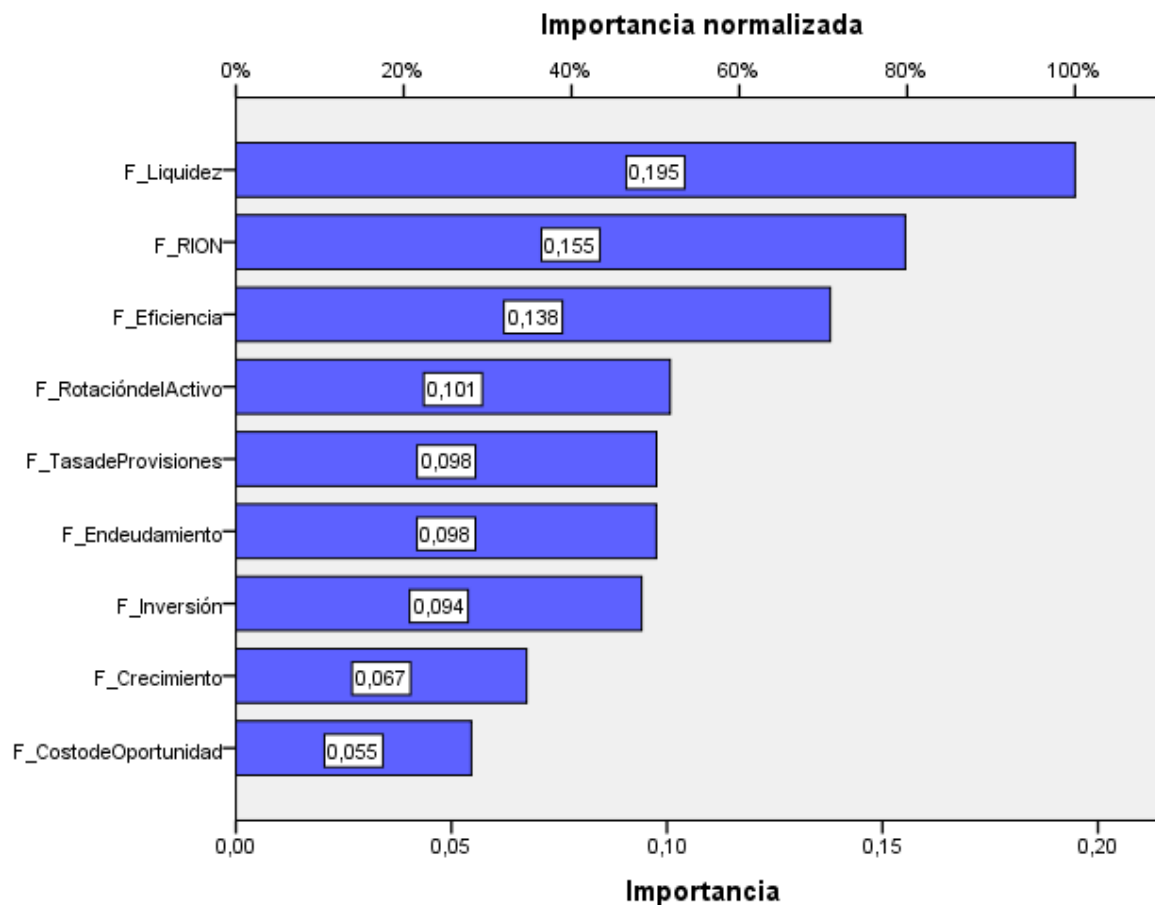


Figura 20. Importancia normalizada. Fuente: Elaboración con información contenida en ECONOMÁTICA.

Conclusiones

En este trabajo se contrastaron las técnicas de EEG y RNA, con la finalidad de determinar el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV. A partir de los resultados de esta investigación se pueden emitir las siguientes conclusiones:

1. EL modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV es el modelo de RNA Perceptrón Multicapa, el cual presenta un promedio de

clasificación del 97.1%. Demostrando con ello una mayor confiabilidad en comparación con el modelo basado en EEG de datos de panel.

2. De acuerdo a lo anterior, la pregunta de investigación en esta tesis, fue respondida, toda vez que el modelo de RNA Perceptrón Multicapa propuesto, hizo posible la predicción del desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV.
3. Asimismo, la hipótesis principal de investigación en esta tesis, fue comprobada, al demostrar que el modelo que predice con mayor precisión el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV, es el modelo de RNA Perceptrón Multicapa.
4. Se obtuvo una RNA entrenada y probada, lo cual permite continuar con el aprendizaje de dicha red, a partir de nuevas “experiencias” (entradas).
5. Se realizó el diseño y arquitectura de una RNA entrenada con lenguaje supervisado y ajustes de propagación de error hacia atrás (Backpropagation) donde la salida es el nivel de desempeño financiero bajo, medio y alto. Lo anterior, permitió observar el comportamiento de la RNA, a partir de múltiples entradas y salidas que se ingresaron al software de análisis, representadas por códigos numéricos que conforman la base de datos de las empresas.
6. Las RNA son una herramienta estadística novedosa en las ciencias de la administración, y demuestran su gran utilidad para la predicción del desempeño financiero a partir del análisis multivariante, no solo cuantitativamente sino también cualitativamente, donde en una emulación con el funcionamiento del

cerebro humano, hacen posible conocer diversas respuestas como resultado de la impredecibilidad de las decisiones humanas.

7. El uso y aplicación de las RNA permitió conocer en tiempo real los pronósticos de los resultados, a partir del monitoreo de las salidas o respuestas esperadas de desempeño financiero, que se definieron y surgieron a través del cálculo del rendimiento promedio anual. A este monitoreo de respuestas de salida, se conoce como “lenguaje supervisado”, en el argot de las RNA.
8. El ajuste de minimización de error hacia atrás (Backpropagation) que se hacen en las capas ocultas de la RNA, permitió determinar los mejores resultados de las predicciones de salida esperadas.
9. La RNA modelo Perceptrón Multicapa con análisis de error Backpropagation, permitió conocer el nivel de desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV, tomado como análisis de estudio en esta investigación.
10. Las razones financieras que hacen que las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV son las referentes a las Liquidez, RION, Eficiencia, Rotación del activo, Tasa de Provisiones, Endeudamiento, Inversión, Crecimiento y Costo de oportunidad, las cuales se muestran como factores y son la aportación de esta investigación
11. Es importante mencionar que investigaciones desarrolladas han demostrado que los procesos de estandarización con diferentes normas inciden positivamente en el mejoramiento de indicadores de las organizaciones en diferentes sectores

empresariales. Lo cual, también se demuestra en esta investigación (Fontalvo, Mendoza, & Morelos, 2011a) y (Fontalvo, Morelos, & De la Hoz, 2011b).

12. De los resultados de ésta investigación se puede concluir que existen diferencias significativas en las razones financieras de los tres grupos de empresas, como resultado de la aplicación de las RNA en la clasificación del nivel de desempeño de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV. Sin embargo, la incidencia de estas razones financieras pueden cambiar en otro sector empresarial, como señalan investigaciones realizadas por algunos autores quienes afirman que la adopción de estándares puede afectar de manera positiva la competitividad y las razones financieras de la empresa o el sector que los implementa , ya que estos representan la estandarización de los procesos y la producción de productos sanos; analizando que tanto la competitividad como la gestión financiera están influenciadas positivamente por la adopción de estándares, ya que aquellas empresas que lo hicieron pudieron mantenerse en el mercado y aumentar su participación (Avendaño & Varela, 2010).

Finalmente, se puede comprobar que del modelo propuesto en ésta investigación, se puede alcanzar el objetivo de las RNA como son: primero examinar las diferencias entre la clasificación de las empresas con bajo, medio y alto desempeño financiero, en cuanto a su comportamiento con respecto a las variables consideradas. Y como segundo objetivo, se puede realizar una clasificación sistemática de las razones financieras seleccionadas.

Limitaciones y recomendaciones

La aplicación de un modelo predictivo no es ninguna tarea fácil, el problema que existe para obtener las bases de datos, la comparación de los datos entre las diferentes empresas de la muestra seleccionada, las limitaciones actuales para obtener modelos armonizados para la elaboración de los estados financieros básicos (balance y estado de resultados), son solo algunos ejemplos de las limitaciones que se presentan para conseguir los elementos necesarios que requieren los modelos predictivos.

Los modelos para predecir el desempeño financiero requieren de un conjunto de elementos cuya definición y aplicación técnica debe ser precisa con el fin de conseguir resultados empíricos verdaderamente valiosos. De acuerdo con los especialistas en el tema, si se consigue obtener estos elementos, entonces es posible integrarlos a todos ellos a una segunda fase, en la cual, a través de la aplicación de una metodología, se pueden llegar a obtener, “expost”, porcentajes de capacidad y exactitud predictiva sobre el nivel de desempeño financiero. Los elementos básicos en los que se refieren los especialistas en la mayoría de los casos son:

- a) Obtención y estructuración de la base de datos
- b) Definición de la variable dependiente
- c) Selección y definición de las variables independientes
- d) Unidad de análisis
- e) Unidad geográfica
- f) Unidad temporal
- g) Selección de la muestra

En el caso específico de empresas que cotizan en Bolsa de Valores, García & Sánchez, J.P. (2006) señalan que dada la compleja gama de circunstancias que afectan a sus títulos, los problemas o limitaciones del análisis financiero, pueden ser clasificados en los siguientes grupos: los derivados del entorno macroeconómico en general; los que se refieren a la empresa en su relación con el sector, las convenciones propias de cada mercado y finalmente, el componente psicológico consecuencia de la combinación de los factores descritos.

Según Contreras Frías (2016), los elementos que limitan y dificultan el análisis financiero son los de tipo contable, tales como comparación de los estados financieros, la reconstrucción de los conceptos contables, la reclasificación de las partidas en función de criterios temporales a corto y largo plazo, la imprecisión y reformulación de conceptos, entre otros. La mayor limitación del análisis financiero es que en la actualidad representan únicamente un componente del análisis general de una empresa, debiendo ser complementado con el análisis técnico, el análisis fundamental, el análisis bursátil, entre otros.

Recientes investigaciones sobre la eficiencia de los modelos se han entregado por Agarwal & Taffler (2008) y Bauer & Agarwal (2014), teniendo en cuenta el rendimiento de los modelos basados en la contabilidad, los modelos basados en el mercado y los modelos basados en el riesgo. Según Agarwal & Taffler (2008), hay poca diferencia en la precisión predictiva de los modelos basados en la contabilidad y basados en el mercado, sin embargo, el uso de modelos basados en la contabilidad permite un mayor nivel de rentabilidad ajustada al riesgo de la actividad crediticia.

La presente investigación, se limitó a predecir el desempeño financiero de las empresas del sector de productos de consumo frecuente que cotiza en la BMV. A partir de estudios como éste, se puede realizar análisis en otros sectores empresariales que faciliten la toma de decisiones sobre la determinación de las variables, rubros y razones financieras que redundan en el mejoramiento de la situación productiva de las organizaciones y poder realizar otras razones financieras que incidan en el posicionamiento de otros sectores estudiados. Se recomienda para futuros estudios incrementar el número de razones financieras e incorporar indicadores de competitividad y bursatilidad; así como emplear otras técnicas estadísticas multivariantes y de inteligencia artificial, y se invita a analizar el comportamiento de otros sectores empresariales por medio de esta metodología.

Finalmente, las RNA, en una emulación del cerebro humano, requieren de ser alimentadas con experiencias, las cuales significan para las RNA, las entradas de nuevos datos.

Bibliografía

- Abreu, M., & Morales, J. (2008). Las empresas con problemas en la Bolsa Mexicana de Valores. *Denarius Revista de Economía y Administración*, 16(1), 139-174.
- Acharya, V. V., Baharat, S. T., & Srinivasan, A. (2007). Does industry-wide distress affect defaulted firms? Evidence from recoveries. *Journal of Financial Economics*, 85(3), 787-821.
- Acosta, E., & Fernández, F. (2007). Predicción del fracaso empresarial mediante el uso de algoritmos genéticos. X Encuentro de Economía Aplicada, Logroño, 14-15-16 de junio. Recuperado el 2017 de 04 de 30, de Departamento de Economía y Empresa: <http://encuentros.alde.es/anteriores/xeea/trabajos/a/pdf/127.pdf>
- Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accountin-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 32(8), 1541-1551.
- Ahn, B., Cho, S., & Kim, C. (2000). The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 18(2), 65-74.
- Albarrán Pérez, P. (2011). Modelos para datos de panel. Recuperado el 17 de 10 de 2017, de <https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/15809/6/Tema6p.pdf>
- Altman, E. (Sep. de 1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 568-609.
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 589-609.

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 589-609.
- Altman, E. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. New York: John Wiley & Sons.
- Altman, E. I., & Narayanan, P. (1997). An international survey of business failure classification models. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 6(2), 1-57.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2014). "Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model". Recuperado el 13 de 10 de 2017, de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2536340
- Altman, E., & Saunders, A. (December de 1998). Credit risk measurement: developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance*, 21((11-12)), 1721-1742.
- Altman, E., Hadelman, R., & Narayanan, P. (1977). Zeta analysis, a new model to identify bankruptcy of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 29-51.
- Altman, E., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18(3), 505-529.
- Altman, E., Sabato, G., & Wilson, N. (2008). The value of qualitative information in SME risk management, Working Paper. (L. N. Business, Ed.)
- Amat, O. (2001). *EVA. valor añadido económico (2ª ed.)*. España: Ediciones Gestión 2000 S.A.

- Anderson, A. (2007). *Redes Neuronales*. México: Alfaomega.
- Argenti, J. (1976). *Corporate collapse: the causes and symptoms*. New York: John Wiley & Sons.
- Atiya, A. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.
- Avendaño, B., & Varela, R. (2010). La Adopción de estándares en el sector hortícola de baja california. *Estudios Fronterizos*, 11(1), 171-202.
- Aziz, M., & Dar, H. (2006). Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? *Corporate Governance*, 6(1), 18-33.
- Aziz, M., & Dar, H. (2006). Predicting corporate bankruptcy; where we stand? *Corporate governance*, 6(1), 18-33.
- Back, P. (2005). Explaining financial difficulties based on previous payment behavior , management background variables and financial ratios. *European Accounting Review*, 14(4), 839-868.
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Ball, R., & Foster, G. (1982). "Corporate financial reporting: a methodological review of empirical research". *Journal of Accounting Research*, supplement, 161-234.
- Barniv, R., Agarwal, A., & Leach, R. (1997). Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three.state classification using neural networks. *Intelligent Systems in Accounting Finance and Management*, 6(3), 177-194.

- Bauer, J., & Agarwal, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, 40, 432-442.
- Beaver, W. (January de 1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5(Suppl), 71-102.
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5(Suppl), 71-102.
- Bell, T., Ribar, G., & Verchio, J. (1990). Neural nets versus logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. (R. Srivastava, Ed.) *Auditing Symposium on Auditing Problems*, 29-53.
- Bellovary, J., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-43.
- Berkson, J. (September de 1944). Application of the logistic function to bio-assay. *Journal of the American Statistical Association*, 39(227), 357-365.
- Besley, S., & Brigham, E. (2009). *Fundamentos de Administración Financiera*. México: Cengage.
- Bhargava, M., Dubelaar, C., & Scott, T. (1998). Predicting bankruptcy in the retail sector: an examination of the validity of key measures of performance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 5(2), 105-117.
- BMV. (26 de 02 de 2019). Bolsa Mexicana de Valores. Obtenido de <https://www.bmv.com.mx>

- Bonsón, P. E., & Sierra, M. G. (1996). Intelligent Accounting: impact of Artificial Intelligence on accounting research and accounting information. Proceedings of the ITHURS, 361-368.
- Brealey, R., & Myers, S. (1998). Principios de finanzas corporativas. España: Mc Graw-Hill.
- Brealey, R., Myers, S., & Allen, F. (2010). Principios de finanzas corporativas (9a. ed.). México, D.F.: McGraw-Hill.
- Camacho-Miñano, M.M., & Segovia-Vargas, M. (2013). Las variables económicas que condicionan el éxito del pre concurso. Conservación de empresas en crisis. Wolters-Kluwer. La Ley.
- Campa, D., & Camacho-Miñano, M. (2014). Earnings Management among Bankrupt Non-Listed Firms: Evidence from Spain. *Revista Española de Financiación y Contabilidad/Spanish Journal of Finance and Accounting*, 43(1), 3-20.
- Canbas, S., Cabuk, A., & Kilic, S. (October de 2005). Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structure: the Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166(2), 528-546.
- Charalambous, C., Charitou, A., & Kaorou, F. (2000). Comparative analysis of artificial neural network models: application in bankruptcy prediction. *Annals of Operation Research*, 99(4), 403-425.
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537-569.
- Chava, S., & Purnanandam, A. (2010). Is default risk negatively related to stock returns? *Review of Financial Studies*, 23(6), 2526-2559.

- Cheng, J. H., Yeh, C. H., & Chiu, Y. W. (2007). Improving business failure prediction using rough sets with non-financial variables. In *Adaptive and Natural Computing Algorithms*. Springer Berlin Heidelberg, 614-621.
- Chiu, W. C., Peña, J. I., & Wang, C. W. (2013). Do structural constraints of the industry matter for corporate failure prediction? *Investment Analysis Journal*(78), 65-81.
- Christidis, A. C., & Gregory, A. (2010). Some New Model for financial distress prediction in the UK (Working Paper). Recuperado el 12 de 10 de 2017, de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1687166
- Claude, S., & Álvarez, L. (2005). *Historia del pensamiento administrativo*. México: Pearson.
- Collins, D. W., MA YDEW, E. L., & WEISS, I. S. (1997). Changes in the value-relevance of earnings and book values over the past forty years. *Journal of Accounting and Economics*, 24, 39-67.
- Contreras Frías, J. G. (2016). E-Prints Complutense. Recuperado el 12 de 10 de 2017, de El repositorio de la producción académica en abierto de la UCM: <http://eprints.ucm.es/37377/>
- Contreras, J., Segovia, M., & Del Mar Camacho, M. (7 de 10 de 2017). Origen del endeudamiento en empresas mexicanas y su entrada en concurso mercantil- Propuesta de detección anticipada de la insolvencia. Obtenido de *Crecimiento Empresarial*, RECOFAN, 23.: http://www.ecorfan.org/series/riesgos/Serie_Topicos%20selectos%20de%20Riesgos_3.pdf

- Copeland, T., Koller, T., & Murrin, J. (2000). *Valuation, measuring and managing the value of companies* (Third ed.). New York: McKinsey & Company, John Wiley & Sons.
- Correa, A., Acosta, M., & González, A. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 6(12), 47-79.
- Cuadras, C. M. (1981). *Análisis multivariantes*. Barcelona: Engibar.
- Dambolena, I., & Khoury, S. (September de 1980). Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance*, 35(4), 1017-1026.
- Das, S. R., Hanouna, P., & Sarin, A. (2009). Accounting-based versus market-based cross-sectional models of CDS spreads. *Journal of Banking & Finance*, 33(4), 719-730.
- Daubie, M., & Meskens, N. (2002). Business failure prediction: a review and analysis of the literature. (C. Zopounidis, Ed.) *New trends in banking management*, Springer-Verlang Berling Heidelberg GmbH.
- Davydenko, S. A., & Franks, J. R. (2008). Do bankruptcy codes matter? A study of defaults in France, Germany, and the UK. *The Journal of Finance*. *The Journal of Finance*, 63(2), 565-608.
- De Andrés Suárez, J. (2000). *Técnicas de inteligencia artificial aplicadas al análisis de la solvencia empresarial*. Documento de Trabajo núm. 206.
- De Andrés, J., Landajo, M., & Lorca, P. (2012). Bankruptcy prediction models based on multinorm analysis: An alternative to accounting ratios. *Knowledge-Based Systems*, 30, 67-77.

- De la Garza, J., Morales, B., & González, B. (2013). *Análisis estadístico multivariante. Un enfoque teórico y práctico*. México D.F.: McGraw-Hill.
- Del Brío, B., & Sanz, A. (2002). *Redes neuronales y sistemas difusos*. Madrid: Alfaomega.
- Demyanyk, Y., & Hasan, I. (October de 2010). Financial crises and bank failures: A review of prediction methods. *Omega*, 38(5), 315-324.
- Díaz, N. (2009). Ranking financiero: Herramienta financiera para medir la productividad de las empresas de comercialización de energía eléctrica. 27(111), 13-34.
- Diggle, P., Heagerty, P., Liang, K. Y., & Zeger, S. (2002). *Analysis of longitudinal data*. UK: Oxford University Press.
- Dimitras, A., Zanakis, S., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on failure prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.
- Dumraff, G. (2010). *Finanzas corporativas. Un enfoque Latinoamericano*. Argentina: Alfaomega.
- Edmister, R. (March de 1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477-1493.
- Evans, J., & Lindsay, W. (2015). *Administración y control de la calidad (9a. ed.)*. México, D.F.: Cengage Learning.
- Fisher, R. A. (1935). The logic of inductive inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 39-82.

- Fitzmaurice, G. M., & Laird, N. M. (1995). Regression models for a bivariate discrete and continuous outcome with clustering. *Journal of the American Statistical Association*, 90(431), 845-852.
- Fitzpatrick, P. (1931). *Symptoms of Industrial Failure*. Washington D.C.: Catholic University of American Press.
- Fletcher, D., & Goss, E. (March de 1993). Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data. *Information and Management*, 24(3), 159-167.
- Fontalvo, T., Mendoza, A., & Morelos, J. (2011a). Evaluación del impacto de los sistemas de gestión de la calidad en la liquidez y rentabilidad de las empresas de la Zona Industrial de Mamonal (Cartagena-Colombia). *Revista Católica del Norte*, 1(1), 1-28.
- Fontalvo, T., Morelos, J., & De la Hoz, E. (2011b). Aplicación del análisis discriminante para evaluar el mejoramiento de los indicadores financieros en las empresas del Sector extracción de petróleo crudo y gas natural en Colombia. *Revista Soluciones de Postgrado EIA*, 1(1), 1-16.
- Fontalvo, T., Vergara, J., & De la Hoz, E. (2012). Evaluación del impacto de los sistemas de gestión de la calidad en la liquidez y rentabilidad de las empresas de la Zona Industrial. *Pensamiento & gestión*, 1(1), 3-25.
- Francis, J., & Shipper, K. (1999). "have Financial Statements Lost Their Relevance". *Journal of Accounting Research*, 319-352.
- García, E., & Sánchez, J.P. (2006). Un estudio meta-analítico de los factores determinantes de la revelación de información. *Spanish Journal of Finance and Accounting/Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 35(132), 761-788.

- García, O., & Morales, A. (2016). Desempeño financiero de las empresas: una propuesta de clasificación por RNA. *Dimensión Empresarial*, 14(2), 11-23.
- García, S. (2014). Evaluación de Desempeño Financiero de Empresas que cotizan en la BMV: Enfoque de Redes Neuronales Artificiales. México.
- Gil, J., García, E., & Rodríguez, G. (2001). *Análisis discriminante*. Madrid: La Muralla S.A.
- Gitman, L. (2007). *Principios de Administración Financiera* (11ª ed.). México: Pearson.
- Guajardo, G. (2002). *Contabilidad financiera*. México: Mc Graw-Hill.
- Gutiérrez, L. (1992). *Finanzas Prácticas para países en desarrollo*. Colombia: Norma.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., & Black, W. (1999). *Análisis multivariante*. Madrid: Prentice-Hall.
- Henry, & Haynes. (1982). *Economía de la empresa*. México: C.E.C.S.A.
- Hernández Tinoco, M., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34.
- Hol, S. (2007). The influence of the business cycle on bankruptcy probability. *International transactions in operational research*, 14(1), 75-90.
- Hotelling, H. (1931). The economics of exhaustible resources. *The journal of political economy*, 137-175.
- Ibarra, A. (2001). Recuperado el 21 de 02 de 2019, de www.eumed.net/tesis/2010/aim/

- Ibarra, A. (2010). Desarrollo del Análisis Factorial Multivariable Aplicado al Análisis Financiero Actual. Edición electrónica gratuita. Texto completo. Recuperado el 06 de 05 de 2017, de <http://www.eumed.net/libros-gratis/2010a/666/indice.htm>
- Investorwords. (2019). InvestorWords Biggest, Best Investing Glossary. Recuperado el 29 de 01 de 2018, de http://www.investorwords.com/2840/liquidity_ratio.html#ixzz4ztIFxSTt
- James, O., & Horrigan, J. (Julio de 1965). Some Empirical Bases of Financial Ratio Análisis. *The Accounting Review*.
- Jones, F. (1987). Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature*, 6, 131-164.
- Kallunki, J. P., & Pyykkö, E. (2013). Do defaulting CEOs and directors increase the likelihood of financial distress of the firm. *Review of Accounting Studies*, 18(1), 228-260.
- Kaski, S., Sinkkonen, J., & Peltonen, J. (2001). Bankruptcy analysis with self-organizing maps in learning metrics. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 936-947.
- Keasey, K., & Watson, R. (July de 1991). Financial distress prediction models: A review of their usefulness. *British Journal of Management*, 2(2), 89-102.
- Kedall, M. (1987). *Multivariate Analysis*. Londres: Griffin.
- Kiviluoto, K. (1998). Predicting bankruptcies with self organizing map. *Neurocomputing*, 21((1-3)), 191-201.
- Koontz, H., Wehrich, H., & Cannice, M. (2012). *Administración: Una perspectiva global y empresarial* (14a. ed.). México: McGraw-Hill.

- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.
- Lachenbruch, P. (1975). Discriminant analysis. 47.
- Laffarga, J., Martín, J., & Vázquez, M. (2^o trim. de 1985). El análisis de la solvencia de las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española. 48, 51-73.
- Laitinen, E. K. (2002). Financial rating of European technology companies: an international comparison. *Journal of Business Finance & Accounting*, 29(7-8), 871-901.
- Laitinen, E. K., & Laitinen, T. (2009). Audit report in payment default prediction: A contingency approach. *International Journal of Auditing*, 13(3), 259-280.
- Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2013). International Applicability of Corporate Failure Risk Models Based on Financial Statement Information: Comparisons across European Countries. *Journal of Finance & Economics*, 1(3), 1-26.
- Laitinen, T., & Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: The Finnish case. *The European Accounting Review*, 8(1), 67-92.
- Lee, K., Booth, D., & Alam, P. (2005). A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korea firms. *Expert Systems with Applications*, 29(1), 1-16.
- Lee, S., & Urrutia, J. (1996). Analysis and prediction of insolvency in the property-liability insurance industry: A comparison of logit and hazard models. *The Journal of Risk and Insurance*, 63(1), 121-130.

- Leshno, M., & Spector, Y. (March de 1996). Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. *Neurocomputing*, 10(2), 125-147.
- Lev, B. (1971). Financial failure and informational decomposition measures. In *Accounting in perspective contributions to accounting thoughts by other disciplines*. (R. R. Bentz, Ed.) Cincinnati: Southwestern Publishing Co.
- Levy, L. (2004). Planeación financiera en la empresa moderna: el mejoramiento estratégico de las finanzas para lograr el éxito empresarial. *México ISEF*, 20(4), 35-50.
- Liang, K. Y., & Zeger, S. L. (1986). Longitudinal data analysis using generalized linear models. *Biometrika*, 13-22.
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 321-340.
- Liu, J. (2004). Macroeconomic determinants of corporate failures: evidence from the UK. *Applied Economics*, 36(9), 939-945.
- López, D., Moreno, J., & Rodríguez, P. (1994). Modelos de predicción del fracaso empresarial: aplicación a entidades de seguros en España (Vol. 84). *Esic-Market*.
- López, F., & García, P. (2005). *Bolsa, Mercados y Técnicas de Inversión*. Madrid: McGraw-Hill.
- Lussier, R. N. (1995). A nonfinancial business success versus failure prediction model for young firms. *Journal of Small Business Management*, 33(1), 8-20.

- Marais, M. L., Patell, J. M., & Wolfson, M. A. (1984). The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications. *Journal of Accounting Research*, 87-114.
- Mare, D. S. (2013). Contribution of macroeconomic factors to the prediction of small bank failures. Working paper. 26th European Conference on Operational Research.
- Martí, B., & Sanz, A. (2002). *Redes Neuronales y Sistemas Difusos* (2ª ed.). México: Alfaomega.
- Martín Marín, J. L. (1934). "El diagnóstico de las dificultades empresariales mediante modelos de mercado de capitales". *Boletín de Estudios Económicos*(123).
- McDonald, B., & Morris, M. (1984). The statistical validity of the ratio method in financial analysis: An empirical examination. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 11(1), 89-97.
- McGahan, A., & Porter, M. (Summer de 1997). How much does industry matter, really? *Strategic Management Journal*, 18, 15-30.
- McGurr, P., & DeVaney, S. (1998). Predicting business failure of retail firms: An analysis using mixed industry models. *Journal of Business Research*, 43(3), 169-176.
- Meeks, G., & Meeks, J. G. (2009). Self-Fulfilling Prophecies of Failure: The Endogenous Balance Sheets of Distressed Companies. *Abacus*, 45(1), 22-43.
- Mensah, Y. (1984). An examination of the stationary of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395.

- Min, S., Lee J., & Han, I. (October de 2006). Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 31(3), 652-660.
- Mora Enguíanos, A. (1994). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del Logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 203-233.
- Mora Erguíanos, A. (1994b). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(78), 203-233.
- Morales Castro, J. A. (1 de enero de 2007). TESIUNAM Digital. (U. N. México, Ed.) Recuperado el 07 de febrero de 2017, de <http://132.248.9.195/pd2008/0626252/Index.html>
- Morales, J. (1 de enero de 2007). TESIUNAM Digital. (U. N. México, Ed.) Recuperado el 21 de 02 de 2019, de <http://132.248.9.195/pd2008/0626252/Index.html>
- Nam, C. W., Kim, T. S., Park, N. J., & Lee, H. K. (2008). Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies. *Journal of Forecasting*, 27, 493-506.
- Nava, R., & Marbelis, A. (2009). Análisis financiero: una herramienta clave para una gestión financiera eficiente. *Revista Venezolana de gerencia*, 14(48), 606-628.
- Noga, T. J., & Schnader, A. L. (2013). Book-Tax Differences as an Indicator of Financial Distress. *Accounting Horizons*, 27(3), 469-489.
- Nuñez, A., & Vieites, R. (2009). El diagnóstico financiero de la empresa. *Ceei Galicia S.A.*, 12(2), 5-32.

- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Ortíz, H. (2011). *Análisis financiero aplicado*.
- Palacio, J. (2008). Importancia del diagnóstico económico financiero para conocer su posición económica financiera de la empresa. *Altair Consultores*, 14(2), 5-20.
- Pan, W. (2001). "Akaike's" Information Criterion in Generalized Estimating Equations". *Biometrics*, 57(1), 120-125.
- Park, C., & Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 255-264.
- Pascale, R. (1999). *Decisiones Financieras*. Buenos aires:Machi.
- Pearson, K. (1901). Principal components analysis. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 6(2), 559.
- Peavler, R. (2017). The Balance. Recuperado el 29 de 01 de 2018, de https://www.thebalance.com/categories-of-financial-ratios-393217?utm_term=business+financial+ratios&utm_content=p1-main-1-title&utm_medium=sem&utm_source=google_s&utm_campaign=adid-54389e73-9c28-4368-8a39-4863ba4b268c-0-ab_gsb_ocode-12593&ad=semD&an=googl
- Perez, C. (2004). *Técnicas de análisis multivariante de datos*. Madrid: Pearson Educación S.A.
- Pérez, M., & Martín, Q. (2003). *Aplicaciones de las redes neuronales artificiales*. Cuadernos de Estadística. Madrid: La Muralla.

- Piña Martínez, V. (enero-marzo de 1989). Estudio empírico de la crisis bancaria. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 309-338.
- Piramuthu, S., Ragavan, H., & Shaw, M. (1998). Using feature construction to improve the performance of neural networks. *Management Science*, 44(3), 416-430.
- Platt, H., & Platt, M. (2002). Predicting corporate financial distress: Reflections on choice-based sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), 184-199.
- Polo Vuelvas, M. (2007). "Análisis de Modelos de Datos Longitudinales"- Tesis de Maestría. México, D.F.: Universidad Autónoma de Metropolitana.
- Premachandra, I., Bhabra, G., & Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2), 412-424.
- Qu, Y. (2008). Macroeconomic factors and probability of default. *European Journal of Economics, Finance and Administrative*, 192-215.
- Ravi Kuma, P., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1-28.
- Ravi Kumar, P., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques- A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1-28.
- Ravid, S. A., & Sundgren, S. (1998). The comparative efficiency of small-firm bankruptcies: A study of the US and Finnish bankruptcy codes. *Financial Management*, 27(4), 28-40.

- Real Academia Española. (2014). Diccionario de la lengua española. Recuperado el 01 de febrero de 2017, de <http://dle.rae.es/?id=CqSKDLk>
- Rodríguez Acebes, M. (1980). La predicción de las crisis empresariales. Modelos para el sector de seguros, Valladolid. Secretariado de Publicaciones, Universidad de Valladolid.
- Rodríguez Fernández, J. (1986). Crisis de los banco privados españoles: un modelo logit. *Investigaciones Económicas*, (supl.), 59-64.
- Román, I., De la Torre, J., & Zafra, J. (2001). Análisis sectorial de la predicción del riesgo de insolvencia: un estudio empírico, XI Congreso AECA: Empresa, Euro y Nueva Economía, Madrid, 26-28 septiembre. Recuperado el 2017 de 04 de 30, de <http://www.aeca1.org/xicongresoaecca/cd/137d.pdf>
- Ross, S., Westerfiel, R., & Jordan, B. (2010). *Fundamentos de finanzas corporativas*. México: McGraww-Hill.
- Rueda, A. (2005). *Para entender la bolsa: financiamiento e inversión en el mercado de valores*. México: Thomson Learning.
- Russ, R., Achilles, W., & Greenfield, J. (2009). The Altman Z-Score Revisted. *Journal of Internactional Finance & Economics*, 9(4), 59-73.
- Salman, A. K., Friedrichs, Y. V., & Shukur, G. (2011). The Determinants of Failure of Small Manufacturing Firms: Assessing the Macroeconomic Factors. *International Business Research*, 4(3), 22-32.
- Sarle, W. (April de 1994). Neural networks and statistical models. *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*.

- Schaefer, V. (1987). Le systemes expert et l'analyse financiere. *Revue Francaise de Comptabilite*(177), 39-47.
- Scott, J. (September de 1981). The probbility of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*, 5(3), 317-344.
- Segovia Vargas, M. (2003). Predicción de Crisis Empresarial en Seguros No Vida mediante la Metodología Rough Set (Tesis Doctoral). Madrid. España.: Universidad Complutense de Madrid.
- Serrano Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227-238.
- Serrano, C., & Martín, B. (1993). Predicción de la crisis bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 22(74), 153-176.
- Simon, H. A. (1960). *The new science of management decision*. Harper & Row.
- Somoza, A. (2000). Los modelos contables-financieros de predicción de la insolvencia empresarial. Una aportación y su aplicación a una muestra de empresas de los sectores textil y confección de la provincia de Barcelona (1994-1997). (U. d. Comptabilitat, Ed.) Recuperado el 08 de 05 de 2017, de Tesis Doctorales en Red: <http://www.tesisenred.net/handle/10803/1254>
- Spearman, C. (1904). "General Intelligence," objectively determined and measured. *The American Journal of Psychology*, 15(2), 201-292.

- Staff, I. (2019). Recuperado el 29 de 01 de 2018, de <http://www.investorguide.com/article/13690/list-of-important-financial-ratios-for-stock-analysis/>
- Suárez, J. (2000). Los parámetros característicos de las empresas manufactureras de alta rentabilidad: una aplicación del análisis discriminante. *Revista española de financiación y contabilidad*, 29(1), 443-481.
- Sueyoshi, T., & Goto, M. (2009a). Can R&D expenditure avoid corporate bankruptcy? Comparison between Japanese machinery and electric equipment industries using DEA-discriminant analysis. *European Journal of Operational Research*, 196(1), 289-311.
- Sueyoshi, T., & Goto, M. (2009b). DEA-DA for bankruptcy-based performance assessment: Misclassification analysis of Japanese construction industry. *European Journal of Operational Research*, 199(2), 576-594.
- Swicegood, P., & Clark, J. (September de 2001). Off-site monitoring for predicting bank under performance: A comparison of neural networks, discriminant analysis and professional human judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 10(3), 16-186.
- Tabachnick, B., & Fidell, L. (2001). *Using multivariate statistics* (Sixth ed.). EE.UU.: Pearson Education, Inc.
- Taffler, R. (1983). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and finance ratio data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 145(3), 342-358.

- Tam, K. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *Omega*, 19(5), 429-445.
- Tam, K., & Kiang, M. (July de 1992). Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions. *Management Science*, 38(7), 926-947.
- Tascón, M. T., & Castaño, F. J. (2012). Variables y modelos para la indentificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, 15(1), 7-58.
- Tricova, M., & Terdovski, D. (2008). Applie discriminant análisis in estimation of potential EU members. *Busines statistics-economic informatics*, June, 32(120), 48.
- Tsukuda, J., & Baba, S. (1994). Predicting Japanese corporate bankruptcy in terms of finance data using neural network. *Computers and Industrial Engineering*, 27(1-4), 445-448.
- Van Horne C., J., & Wachowicz, Jr., J. (2010). *Fundamentos de administración financiera (Décimotercera ed.)*. México: Pearson Educación.
- Vázquez, X., Guerra, A., & Ahmed, I. (Octubre de 2008). Aplicación de métodos multivariados: una respuesta a las limitaciones de los ratios financieros. *Revista de la Universidad de Granma*, 24(114), 44.
- Viscione, J. (July de 1985). Assessing financial distress. *The Journal of Commercial Bank Lending*, 39-55.
- Vivanco, M., Martínez, F., & Taddei, I. (2010). Análisis de competitividad de cuatro sistema-producto estatales de tilapia en México. *Estudios Sociales*, 18(1), 165-207.

- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: a comparison of discriminant and logistics regression analyses. *Istanbul University journal of the school of business administration*, September, 38(1), 47-65.
- Weston, F., & Brigham, H. (1994). *Fundamentos de Administración Financiera* (10^a ed.). México: McGraw-Hill.
- Weston, F., & Copeland, T. (1994). *Finanzas en administración*, Tomo I. México: McGraw-Hill.
- Whalen, G. (1991). A proportional hazard model of bank failure: An examination of its usefulness as an early warnign model tool, *Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review*. 27(1), 21-31.
- Wheelock, D., & Wilson, P. (February de 2000). Why do banks disappear? The determinants of U.S. bank failures and acquisitions. *The Review of Economics and Statistics*, 82(1), 127-138.
- Wilcox, J. (September de 1971). A gambler's ruin prediction of business failure using accounting data. *Sloan Management Review*, 12(3), 1-10.
- Wilcox, J. (1973). A prediction of business failure using accounting data. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research*, 11, 163-179.
- Wilcox, J. (1976). The gambler's ruin approach to business risk, *Sloan Management Review*. 18(autumn), 33-46.
- Wilson, R., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545-557.

- Winakor, C., & Smith, R. (1935). Changes in Financial Structures of Unsuccessful Industrial Companies. Bulletin n° 51. Bureau of Economic Research.
- Xu, M., & Zhang, C. (2009). Bankruptcy prediction: The case of Japanese listed companies. *Review of Accounting Studies*, 14(4), 534-558.
- Yeh, C., Lin, F., & Hsu, C. (2012). A Hybrid KMV model, random forests and rough set theory approach for credit rating. *Knowledge-Based Systems*, 33, 166-172.
- Zavgren, C. (1983). The prediction of corporate failure: The state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1-38.
- Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability of failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal of Banking and Finance*, 12(1), 19-45.
- Zhang, G., Hu, M., Patuwo, B., & Indro, D. (July de 1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.

Anexos

Anexo 1

Evolución histórica de los modelos de predicción del desempeño financiero

Año	Autores	Metodología empleada
1966	Beaver	Análisis Univariante
1968	Altman	Análisis Discriminante Múltiple
	Beaver	Análisis Univariante
1970	Meyer y Pifer	Análisis Discriminante Múltiple
1972	Deakin	Análisis Discriminante Múltiple
	Edmister	Análisis Discriminante Múltiple
1974	Blum	Análisis Discriminante Múltiple
1975	Elam	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo
	Libby	Análisis Discriminante Múltiple
	Sinkey	Análisis Discriminante Múltiple
1976	Norton	Introducción de Índices Correctores de Inflación
1977	Altman, Haldeman y Narayanan	Análisis Discriminante Múltiple
	Martín	Análisis de Regresión Logística
	Santomero y Vinso	Análisis de Regresión Logística
1978	Ketz	Datos Ajustados al Nivel de Precios-Inflación
1979	Norton y Smith	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo
1980	Dambolena et al.	Análisis Discriminante Múltiple
	Ohlson	Análisis de Regresión Logística
1982	Rose, Andrews y Giroux	Influencia de Variables Macroeconómicas
	Collins y Green	Análisis Discriminante Múltiple
		Modelo de Probabilidad Lineal
		Análisis de Regresión Logística
1983	Gombola y Ketz	Análisis Discriminante Múltiple
	Taffler	Análisis Discriminante Múltiple
1984	Holder	Análisis Discriminante Múltiple
	Marais, Patell y Wolfson	Métodos de Partición Recursiva
	Mensah	Análisis de Regresión Logística
		Influencia de Variables Macroeconómicas
	Zmijewski	Análisis de Regresión Logística
	Lincoln	Análisis Discriminante
1985	Case y Bartczak	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Probabilidad Condicional
	Frydman, Altman y Kao	Modelos de Partición Recursiva
	Gentry, Newbold y Whitford	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Probabilidad Condicional

	Zavgren	Análisis de Probabilidad Condicional
	Laffarga et al.	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Univariante
1986	Peel, Peel y Pope	Análisis de Regresión Logística
1987	Keasey y Watson	Introducción de Variables No Financieras
		Análisis de Regresión Logística
	Rodríguez Fernández	Introducción de Variables no Financieras
	Laffarga et al.	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Discriminante Múltiple
1988	Edmister	Análisis de Regresión Logística
	Messier y Hansen	Análisis Discriminante Múltiple
1989	Martinez, Navarro y Sanz	Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos
	Pina	Análisis de Regresión Logística
	Rodriguez Fernández	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Univariante
1990	Bell, Ribar y Verchio	Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Redes neuronales
	McKee	Análisis de Regresión Logística
	Rodriguez Acebes	Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos
	Gabás	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Univariante
		Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
		Modelos de Partición Recursiva
1991	Koh	Análisis de Regresión Logística
	Platt y Platt	Análisis de Regresión Logística
	Mar Molinero y Ezzamel	Escalamiento Multidimensional
	Tam	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
1992	Tam y Kiang	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Surkan Singleton	Inteligencia Artificial
	Dutta y Shekhar	Inteligencia Artificial
	Odom y Sharda	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Marose	Inteligencia Artificial
1993	Fletcher y Goss	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Rughupathi, Schkade y Raju	Inteligencia Artificial
	Serrano y Martín	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	De Miguel, Revilla, Rodriguez y Cano	Inteligencia Artificial
1994	Altman et al.	Análisis Discriminante Lineal
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Platt, Platt y Pederson	Consideración de Métodos Contables Alternativos al Principio de Devengo

	Wilson y Sharda	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Tsukuda y Baba	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Lópe, Moreno y Rodríguez	Análisis Univariante
	Mora	Análisis Discriminante Múltiple
	Serrano Cinca	Análisis de Regresión Logística
1995	Slowinski y Zopounidis	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Lacher , Coats, Sharma y Faut	Teoría de los Conjuntos Aproximados
	García, Arqués y Calvo-Flores	Inteligencia Artificial
	Fernández y Olmeda	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
1996	Greenstein y Welsh	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Serrano Cinca	Inteligencia Artificial
		Mapas Autoorganizativos
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
		Análisis Discriminante Lineal
	Lesho y Spector	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Del Rey	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Martínez	Inteligencia Artificial
1997	Barniv, Anurag y Leach	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Bell	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Lizarraga	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
	Gallego, Gómez y Yañez	Análisis de Regresión Logística
	Bosón, Escobar y Martín	Inteligencia Artificial: Arboles de Decisión
	Serrano Cinca	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
1998	Shin, Shin y Han	Inteligencia Artificial: Redes Neuronales
	Piramuthu et al.	Inteligencia Artificial
		Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, BPNN
	Kiviluoto	Mapas Autoorganizativos
	López , Gandía y Molina	Análisis de Componentes Principales
		Análisis de Regresión Logística
	Ferrando y Blanco	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
	Lizarraga	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
1999	Koh y Tan	Inteligencia Artificial
	Lennox	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
